



MEMOIRE

Présenté par

Rahem Warda

Pour l'obtention de diplôme de

MASTER

Filière : Informatique

Spécialité : Systèmes Informatiques Intelligents

Thème

Segmentation des images cérébrales par la méthode des coupes normalisées

Soutenue le : 15/07/2019

Devant le Jury composé de :

Nom et Prénom

Grade

ZEKRI Meriem

MCB

Univ. Chadli Bendjedid, el-Tarf

Président

ANGUEL Fouzia

MCB

Univ. Chadli Bendjedid, el-Tarf

Rapporteur

TOUAHRI Djamel-Eddine

MAA

Univ. Chadli Bendjedid, el-Tarf

Examinateur

Année Universitaire : 2018/2019

Remerciements

*Avant tout, je remercie Dieu le tout puissant de m'avoir aidé à mener à
bout ce travail, et à le concrétiser.*

*Je remercie vivement Madame « Anguel Fousia » d'avoir accepté de
diriger ce mémoire et pour ses conseils et orientations avisés.*

*Je remercie vivement les membres du jury qui m'ont fait le grand
honneur d'accepter de juger mon travail.*

*Ma reconnaissance s'adresse à tous les enseignants du département
d'informatique pour l'enseignement et les conseils qu'ils m'ont apportés durant
toute ma formation.*

*Ainsi que toutes les personnes qui, de pré ou de loin, ont généreusement
contribués à l'élaboration de ce mémoire.*

Dédicaces

*Avant tout je rends grâce a dieu de m'avoir donne la force et le courage
d'achever ce travail.*

Je dédie ce modeste travail à :

Mes très chers père Ibrahim et mère Aicha

*Je ne trouverai jamais de mots pour vous exprimer mon profond attachement et
ma reconnaissance pour Lamour, la tendresse et surtout pour votre présence
dans mes moments les plus difficiles.*

A tous mes familles Vifs remerciement s'adressent à mes sœurs et mes frères

Djamel et Toufik

A tous mes familles Rahem, Zehani et Fezzaa

A tous les amies qui mon encouragés surtout Zaz Sarra, Hedimi Khadija,

Slaim Ahlem,

Imen, Nadia et Rachida.

Que dieu leur accorde santé et prospérité.

Table des matières

Introduction générale.....	1
----------------------------	---

Chapitre 1 : La segmentation des images cérébrales : Etat de l'art

1.1. Introduction.....	4
1.2. Notion d'image.....	5
1.2.1. Types d'image numérique.....	5
1.2.2. Caractéristiques des images matricielles.....	8
a)- Dimension d'une image	8
b)- Définition d'une image	8
c)-Résolution d'une image.....	8
d)- Représentation des couleurs.....	9
1.3. Imagerie médicale.....	9
1.3.1. Quelques éléments d'anatomie cérébrale.....	10
1.3.2. Observation du cerveau.....	11
1.3.3. Imagerie cérébrale.....	12
1.3.4. L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM).....	12
1.3.4.1. Les défauts d'une image IRM.....	15
a)- Le Bruit	15
b)- Mouvement	16
c)- Variations du champ magnétique (inhomogénéité RF).....	16
d)- Effets de volume partiel	16
1.3.4.2. Le prétraitement des images.....	17
a)- Filtrage Gaussien.....	17
b)- Filtrage moyen	17
c)- Filtre médian	18
1.4. Segmentation des images.....	18
1.4.1. Notion de segmentation.....	18
1.4.2. Les différentes approches de la segmentation.....	19

1.4.2.1. La segmentation basée sur les régions.....	20
1.4.2.2. La segmentation à base de contours.....	23
1.4.2.3. Approches Structurelles.....	26
1.4.2.4. La segmentation à base de formes.....	27
1.4.2.5. La segmentation basée sur la théorie de graphe.....	28
a)- La méthode des coupes de graphe.....	28
b) Segmentation par la normalisation des coupes de graphe.....	35
1.5. Conclusion.....	36

Chapitre 2: Conception du système de segmentation des IRM cérébrales

2.1. Introduction.....	37
2.2. Description générale du système de segmentation.....	37
2.3. Description détaillée du système de segmentation.....	38
2.3.1. Phase acquisition et prétraitement.....	38
2.3.1. Phase Segmentation Ncut.....	39
2.3.3. Phase Evaluation /régulation.....	41
2.3.3.1. Evaluation de la segmentation.....	41
2.3.3.2. Régulation de la segmentation.....	41
2.4. Conclusion.....	43

Chapitre 3 : Implémentation et tests

3.1. Introduction	44
3.2. Environnement de travail.....	44
3.2.1 Environnement matériel.....	44
3.3.2 Les outils logiciel.....	44
3.3. Résultats et discussion.....	45
3.3.1. Acquisition et prétraitement.....	45
3.3.2. Évaluation du temps d'exécution.....	46
3.3.3. Interprétation et discussion des résultats.....	59
3.4. Quelques interfaces de l'application.....	60
3.4.1. Différentes fonctionnalités de l'application.....	61
3.6. Conclusion.....	63
Conclusion générale et perspectives.....	64

Liste des figures

Figure 1. 1. Exemple d'une image vectorielle	6
Figure 1. 2. Exemple d'une image matricielle	7
Figure 1.3. Agrandissement d'une image matricielle et d'une image vectorielle	7
Figure 1.4. Les trois matières principales de l'encéphale.....	11
Figure 1.5. Les trois axes de coupes pour la visualisation du cerveau.....	12
Figure 1.6. Les coupes de cerveau.....	14
Figure 1.7. Image IRM (a), segmentation en tissus (b), segmentation en structures (c) et segmentation d'une lésion (d).....	15
Figure 1.8. (a) IRM simulée normale (b) IRM simulée avec du bruit.....	16
Figure 1.9. Classification des différentes méthodes de la segmentation.....	20
Figure 1.10. Sensibilité de la croissance de région vis à vis d'un seuil.....	22
Figure 1.11. Quelques modèles de contours.....	24
Figure 1.12. Opérateurs dérivatifs.....	24
Figure 1.13. Application du masque de Sobel pour la détection de contours.....	25
Figure 1.14. Application de l'opérateur Laplacien pour la détection de contours.....	26
Figure 1.15. Graphe orienté valué.....	29
Figure 1.16. Coupe de graphe.....	30
Figure 1.17. Coupe minimale du graphe.....	30
Figure 1.18. Exemple de flot sur un graphe.....	31
Figure 1.19. Flot maximal sur le graphe.....	31
Figure 1.20. Exemple de graphe d'une image 2D 3x3 et segmentation par coupe de graphe.....	32
Figure 1.21. Exemple de saturation d'un graphe.....	35
Figure 2.1. Architecture globale du système de segmentation des images cérébrales.....	38

Figure 2.2. Phase acquisition et prétraitement.....	38
Figure 2.3. Application d'un filtre gaussien sur une IRM cérébrale.....	39
Figure 2.4. Diagramme d'activités pour l'algorithme Ncut de segmentation.....	40
Figure 3.1. Environnement de Matlab.....	45
Figure 3.2. Application du filtre Gaussien sur des images IRM cérébrales.....	46
Figure 3.3. Résultats de la segmentation des images IRM avec Ncut (SI=5, SX=6, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea =80)	49
Figure 3.4. Résultats de segmentation des images cérébrales par Ncut (SI=5, SX=4, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea =80).....	53
Figure 3.5. Résultats de segmentation des images IRM cérébrales par Ncut (SI=5, SX=8, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea=80).....	56
Figure 3.6. Résultats de segmentation des images IRM cérébrales par Ncut (SI=5, SX=8, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea=100).....	58
Figure 3.7. Description générale de l'application : segmentation par Ncut.	60
Figure 3.8. Interface principale de l'application.....	60
Figure 3.9. Chargement de l'image.....	61
Figure 3.10. Segmentation d'une image IRM cérébrale par Ncut « Choix des paramètres ».....	62
Figure 3.11. Résultat de la segmentation d'une image IRM cérébrale par Ncut.....	62

Liste des tableaux

Tableau 1.1. Principaux masques de calcul de gradient.....	25
Tableau 1.2. Poids des arêtes dans le graphe de l'image	33
Tableau 3.1. Paramètres de Ncut par défaut.....	47
Tableau 3.2. Evaluation de l'application de Ncut (SI=5, SX=6, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea =80).....	50
Tableau 3.3. Evaluation de la segmentation Ncut (SI=5, SX=4, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea =80).....	53
Tableau 3.4. Evaluation de la segmentation par Ncut (SI=5, SX=8, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea=80).....	57
Tableau 3.5. Evaluation de la segmentation par Ncut (SI=5, SX=8, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea=100).....	58
Tableau 3.6. Temps d'exécution consommées pour la segmentation des images cérébrales dans les différentes expérimentations (en secondes « s »).....	58

La segmentation des tissus du cerveau à partir de données médicales est une problématique importante pour de nombreuses applications, notamment liées au diagnostic et au suivi de maladies neuro-dégénératives. Dans le cadre des images cérébrales, l'imagerie par résonance magnétique est devenue un outil de plus en plus important en médecine du cerveau ou dans la recherche en neurosciences cognitives, les images segmentées sont utilisées notamment en planification préopératoire ou pour effectuer des analyses morpho métriques sur une population. Pour étudier l'évolution d'une tumeur, il est nécessaire de connaître avec exactitude les changements survenus sur ces images.

La segmentation d'images est un traitement de bas niveau, elle intervient au cœur de la discipline appelée « analyse ou traitement d'image ». C'est sans doute la clé de ce domaine, mais également la partie qui pose le plus de problèmes et qui s'avère la plus difficile à automatiser. Il existe plusieurs algorithmes de segmentation d'images, selon le cas à résoudre. Or chaque méthode possède ses avantages et ses limites d'utilisation.

La segmentation manuelle des images IRM est extrêmement couteuse en temps humain en plus l'intervention humaine reste une source potentielle d'erreurs. En comparaison avec la segmentation manuelle qui est par essence une approche de contour, la segmentation semi-automatique, peut être une approche contour ou région. Sur le plan informatique, l'approche région est souvent plus facile que l'approche contour. Alors que la segmentation entièrement automatique est l'objectif extrême. Elle a de nombreux avantages, en plus d'être indépendante de l'opérateur elle est rapide et reproductible.

L'interprétation visuelle des IRM cérébrales, n'est pas toujours sûre. C'est pour cela que le besoin d'une interprétation automatique qui permet d'assister les médecins dans leur prise de décision s'est fait ressentir. Ainsi, pour une identification et un diagnostic fiables, dans le domaine médical, la précision est primordiale. En termes d'analyse d'images, il est plus que nécessaire que la segmentation soit précise. Les possibilités de traitement automatique de ces images s'avèrent pourtant délicates, car des capacités aussi banales pour l'œil humain que la reconnaissance d'un objet posent de réelles difficultés pour l'outil informatique.

Segmenter, ou délimiter les structures cérébrales est une étape fondamentale pour l'analyse d'images cérébrales. Elle permet de faire une séparation des différents tissus cérébraux

(matière grise, matière blanche, liquide céphalorachidien, etc...) ainsi que d'éventuelles pathologies cérébrales. Pour effectuer la segmentation, les principales difficultés viennent de la non-homogénéité des intensités dans une même classe de tissu, ainsi que de la grande complexité et variabilité des formes présentes dans le cerveau humain, au niveau des structures de la matière grise et la matière blanche.

Une bonne segmentation permet d'aider le médecin à prendre une décision finale, avant son geste chirurgical. Par exemple : Les principales applications de la segmentation sont la morphométrie, la cartographie fonctionnelle et la visualisation : la morphométrie est la mesure quantitative des positions, formes et tailles de structures cérébrales, elle nécessite la segmentation préalable de ces structures, elle peut permettre d'identifier, comprendre et suivre la progression des pathologies comme l'Alzheimer ou la schizophrénie. La segmentation de la structure bidimensionnelle est alors nécessaire pour localiser les signaux, pour les cartographier et pour visualiser les structures anatomiques (par exemple en chirurgie assistée par ordinateur).

L'objectif de notre travail est la réalisation d'un système de segmentation d'images médicales, plus particulièrement des images IRM du cerveau. Nous visons l'utilisation de la méthode des coupes de graphes afin d'évaluer sa performance.

Ce mémoire s'articule autour de trois chapitres qui nous permettront de présenter les différents aspects de notre travail.

Le premier chapitre est dédié au cadre d'application de ce mémoire. Il introduit les termes et concepts essentiels pour appréhender l'analyse des images IRM cérébrales. Nous y présentons quelques notions d'anatomie du cerveau, qui permettront d'introduire les principes de l'imagerie par résonance magnétique cérébrale. Nous passons en revue les principales méthodes de segmentation d'images. Un intérêt particulier aux travaux portant sur la segmentation des images médicales plus exactement les images IRM. Nous détaillerons également le principe de la méthode de coupe de graphe pour la segmentation des images ainsi que sa variante la méthode des coupes normalisées.

Dans le second chapitre nous présentons la conception de notre système de segmentation des IRM cérébrale, ainsi que les différentes étapes de travail et nous détaillons les algorithmes à implémenter.

Le chapitre trois est consacré à la présentation des logiciels et des données utilisés, ainsi que quelques expérimentations pour l'évaluation de l'approche utilisée. Une discussion détaillée des résultats est présentée dans ce chapitre.

Enfin, nous terminons ce mémoire par une conclusion générale et quelques perspectives pour les travaux futurs.

1.1. Introduction

Depuis plusieurs années et jusqu'à maintenant la segmentation d'images est une étape principale et importante en traitement des images médicales. Elle consiste à créer une partition de l'image en sous-ensembles appelées régions qui sont connexes et homogènes. La segmentation des images IRM (Imagerie par Résonance Magnétique) cérébrales a pris une importance primordiale, car l'IRM présente un avantage distingué par rapport à d'autres modalités.

Dans ce chapitre, nous passons en revue les différentes techniques et approches de la segmentation, non pas pour un but d'être exhaustive mais de montrer la grande diversité qui existe au sein de ce vaste domaine. Parmi ces techniques, les méthodes « Graph-cut » et « Normalized-cut » sont des techniques de segmentation des images qui reposent sur la théorie des graphes. Elles sont initiées par l'identification interactive ou automatisée d'un ou de plusieurs points représentant l'objet. Dans ce chapitre, nous donnons une description détaillée de ces méthodes. La technique « Normalized-cut » fera l'objet de notre travail dans les chapitres suivants.

1.2. Notion d'image

L'image est une représentation d'un objet par la peinture, la sculpture, le dessin, la photographie, le film, etc. C'est aussi un ensemble structuré d'informations qui, après affichage sur l'écran, ont une signification pour l'œil humain (**01**).

L'appellation « image numérique » désigne toute image (dessin, icône, photographie...) acquise, créée, traitée et stockée sous forme binaire (**Net01**):

- acquise par des convertisseurs analogique-numérique situés dans des dispositifs comme les scanners, les appareils photo ou les caméscopes numériques, les cartes d'acquisition vidéo (qui numérisent directement une source comme la télévision) ;
- créée directement par des programmes informatiques, grâce à une souris, des tablettes graphiques ou par de la modélisation 3D (appelée aussi les « images de synthèse »).
- traitée grâce à des outils graphiques, de façon à la transformer, à en modifier la taille, les couleurs, d'y ajouter ou d'en supprimer des éléments, d'y appliquer des filtres variés, etc...
- stockée sur un support informatique (clé USB, SSD, disque dur, CD-ROM...).

1.2.1. Types d'image numérique

Il existe deux principaux types d'images numériques, l'image vectorielle et l'image matricielle. En général le terme image numérique fait référence au type « matricielle ».

a)- Image vectorielle

Une image vectorielle (ou image en mode trait), en informatique, est une image numérique composée d'objets géométriques individuels, des primitives géométriques (segments de droite, arcs de cercle, courbes, polygones, etc.), définis chacun par différents attributs (forme, position, couleur, remplissage, visibilité, etc.) et aux quels on peut appliquer différentes transformations (rotations, inclinaison, translation, symétrie ,mise à l'échelle, etc.)(**Net02**). Le principe est de représenter les données de l'image par des formules géométriques qui vont pouvoir être décrites d'un point de vue mathématique. Cela signifie qu'une image vectorielle est stockée sous forme d'une succession d'opérations conduisant au tracé. Par exemple, un dessin peut être mémorisé par l'ordinateur comme « une droite tracée entre les points (x_1, y_1) et (x_2, y_2) », puis « un cercle tracé de centre (x_3, y_3) et de rayon 30 de couleur rouge »(**Net01**).

Il existe de nombreux formats de fichiers vectoriels. Les principaux sont : Postscript, PDF, Illustrateur , Flash, CGM ou SVG(Net02).

Etant donné que les moyens de visualisation d'images actuels comme les écrans d'ordinateur reposent essentiellement sur des images matricielles, les descriptions vectorielles (Fichiers) doivent préalablement être converties en descriptions matricielles avant d'être affichées comme images.



Figure 1.1.Exemple d'une image vectorielle

b)- Image matricielle

L'image matricielle ou « carte de points » (de l'anglais bitmap), est une image composée de petits points colorés. C'est-à-dire, constituée d'un tableau (matrice ou grille), où chaque case possède une couleur qui lui est propre et est considérée comme un point repérés par les coordonnées(x, y).Ces points peuvent être à plusieurs dimensions, chaque dimension représentant une dimension spatiale (hauteur, largeur, profondeur), temporelle (durée) ou autre (par exemple, un niveau de résolution). En général, les points s'appellent des pixels (pour « picture element », soit, littéralement : « élément d'image »). Parmi les formats des images matricielles, nous citons : jpeg, gif, tiff, png (Net 03).

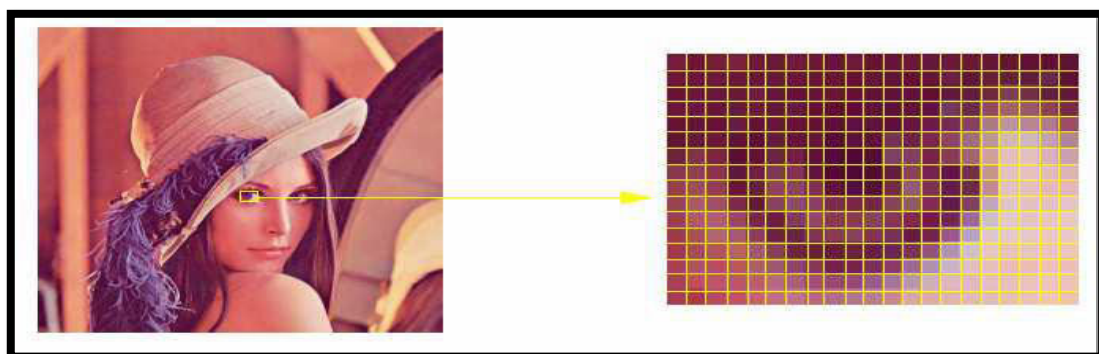


Figure 1.2. Exemple d'une image matricielle

Lors de l'agrandissement d'une image matricielle, cette dernière devient floue car les pixels ressortent, ce sont les carrés qui apparaissent sur l'écran. L'opération de réduction est aussi mal supportée puisque cela induit une perte de visibilité. En revanche, les images vectorielles peuvent être agrandies ou réduites à l'infini sans perte de qualité. Ainsi, elles peuvent facilement s'afficher sous différentes échelles et s'adaptent à la qualité du dispositif d'affichage (**Net 04**). Malgré cela, les images matricielles sont plus appropriées que les images vectorielles aux travaux sur photographies ou sur photos réalistes car un graphiste retrouve des outils et des opérations techniques "naturelles" très proches de ceux qui caractérisent son métier et sa pratique professionnelle de type analogique. Tandis que il est aujourd'hui impossible en pratique d'obtenir une image vectorielle à partir d'une photo et certaines manipulations restent difficiles sur une image vectorielle (par exemple un changement de couleur sur une seule zone de l'image) (**Net03**).



Figure 1.3. Agrandissement d'une image matricielle et d'une image vectorielle

Notons également que le mode de codage des images bitmap (24 bits, codage RVB) les rend adaptées au fonctionnement des principaux périphériques, notamment les contrôleurs d'écran " true colors " (point allumé ou non, codé sur x bits). A son tour, l'image vectorielle présente l'avantage de son indépendance du périphérique sur lequel elle est affichée puisqu'elle est composée de formules mathématiques au lieu de pixels, et donc elle doit être calculée avant d'être affichée « rastérisation » (**Net04**). Néanmoins, Une image vectorielle est plus légère qu'une image matricielle. Elle occupe moins de place en mémoire (**Net03**).

Dans ce mémoire, nous utiliserons des images matricielles, c'est pourquoi nous détaillerons dans les sections suivantes cette catégorie.

1.2.2. Caractéristiques des images matricielles

a)- Dimension d'une image :

Soit la largeur et la hauteur de sa matrice (voire sa profondeur dans le cas d'images tridimensionnelles), soit l'une ou l'autre plus le nombre total de points la constituant. Selon cette caractéristique nous distinguons les images à deux dimensions et les images à plusieurs dimensions.

- **Images 2D :** Dans le cas des images à deux dimensions, les points sont appelés pixels. D'un point de vue mathématique, on considère l'image comme une fonction de $R \times R$ dans R où le couplet d'entrée est considéré comme une position spatiale, le singleton de sortie comme un codage.
- **Images à plusieurs dimensions :** Dans le cas des images à trois dimensions, les points sont appelés des « voxels ». Ils représentent un volume. Ces images sont une généralisation du cas 2D, la dimension supplémentaire représentant le temps (image 2D+t « vidéo ou animation »), une dimension spatiale (image 3D) ou une échelle de résolution (images multi-résolution), il s'agit d'une fonction de $R \times R \times R$ dans R .

b)- Définition d'une image

La définition d'une image est définie par le nombre de points qui la composent. En image numérique, cela correspond au nombre de pixels qui composent l'image en hauteur (axe vertical) et en largeur (axe horizontal) : 200 pixels par 450 pixels par exemple, abrégé en « 200 × 450 ».

c)-Résolution d'une image

La résolution d'une image est définie par un nombre de pixels par unité de longueur de la structure à numériser (classiquement en ppp « pixels par pouce »). Ce paramètre est défini lors de la numérisation (passage de l'image sous forme binaire), et dépend principalement des caractéristiques du matériel utilisé lors de la numérisation. Plus le nombre de pixels par unité de longueur de la structure à numériser est élevé, plus la quantité d'information qui décrit cette structure est importante et plus la résolution est élevée. La résolution d'une image numérique définit le degré de détail de l'image. Ainsi, plus la résolution est élevée, meilleure est la restitution. Plus la résolution baisse, plus le nombre de pixels dans l'image diminue, et plus la qualité de l'image numérique se dégrade.

d)- Représentation des couleurs

Il existe deux principaux types d'images matricielles selon cette caractéristique : les images aux niveaux de gris et les images en couleurs.

- **Image au niveau de gris** : Une image aux niveaux de gris autorise un dégradé de gris entre le noir et le blanc. En général, on code le niveau de gris sur un octet (8 bits) soit 256 nuances de dégradé. Dans ce cas, chaque pixel est codé par une seule composante comprise au sens large entre **0** et **255**, représentant la luminosité du pixel **(01)**.

L'image binaire est un type d'images à niveaux de gris, où chaque pixel est représenté par un bit (0/1) avec en général (0 pour le noir, intensité nulle et 1 pour le blanc, intensité maximale) **(02)**.

- **Les images en couleurs** : Il existe plusieurs modes de codage informatique des couleurs, le plus utilisé est l'espace colorimétrique rouge, vert, bleu (RVB ou RGB « red green blue »). Cet espace est basé sur une synthèse additive¹ des couleurs, c'est-à-dire que le mélange des trois composantes R, V, et B à leur valeur maximum donne du blanc, à l'instar de la lumière **(03)**.

Les images bitmap en couleurs peuvent être représentées soit par une image dans laquelle la valeur du pixel est une combinaison linéaire des valeurs des trois composantes couleurs, : rouge, vert et bleu (R,V,B) chacune comprise au sens large entre **0** et **255**, qui caractérisent la couleur du pixel**(04)**.

1.3. Imagerie médicale

L'imagerie médicale représente l'ensemble des techniques permettant d'obtenir des images à partir de différents types de rayonnements (ultrasons, rayons X, etc.).Le traitement des images médicales est devenu un outil fondamental dans la médecine, et le traitement des images cérébrales en est un paradigme.

Le développement rapide des techniques d'acquisition des images médicales a permis au personnel médical d'avoir une grande variété de données appartenant à des images de différentes modalités, à titre d'exemple l'échographie ultrasonore, le scanner, la tomographie par émission de positons, la tomographie par émission de photon unique et l'imagerie par résonance magnétique IRM**(01)**.

¹- La **synthèse additive** des couleurs est le procédé consistant à combiner les lumières de plusieurs sources colorées dans le but d'obtenir une lumière colorée quelconque.

Les images médicales fournissent essentiellement des informations d'ordre anatomique (Ex: limites des organes, discrimination de tissus, etc...) et sont utilisées à des fins cliniques pour l'établissement de diagnostics ou pour le traitement de pathologies mais aussi dans le cadre de travaux de recherche scientifique.

La segmentation des images cérébrales est un processus essentiellement lié aux méthodes d'acquisition des images médicales (ultrasons, rayons X, rayon gamma, IRM, etc.).

1.3.1. Quelques éléments d'anatomie cérébrale

Bien que représentant seulement 2% du poids total du corps humain (soit environ 1,4 kg), le cerveau gère directement ou indirectement 98 % de ses fonctions. Il est responsable des fonctions humaines les plus complexes comme la pensée, la résolution de problèmes, les émotions, la conscience et les comportements sociaux, et régit les fonctions essentielles du corps comme la respiration, le processus d'alimentation, le sommeil, les mouvements et les cinq sens. En dépit de son extrême complexité, le cerveau n'est composé que de deux types de cellules : les neurones et les cellules gliales. Les neurones sont des cellules nerveuses capables de recevoir et de transmettre l'information. Ils sont constitués d'un corps cellulaire, de plusieurs prolongements afférents appelés dendrites et d'un prolongement efférent appelé axone. Chaque neurone peut posséder jusqu'à 10 000 connexions avec d'autres neurones, ce qui conduit à un ce qui conduit à un nombre très élevé de réseaux interconnectés. Les cellules gliales sont quant à elles des cellules de soutien qui contribuent à assurer le bon fonctionnement des neurones, sans participer directement au transfert de l'information. Le cerveau contient plus de 100 000 millions de neurones et encore d'avantage de cellules gliales (05).

Le cerveau humain est un organe impair de forme schématiquement ovoïde à grand axe antéropostérieur, Il occupe la boîte crânienne, mais il n'est pas en contact directe avec la cavité osseuse. Il baigne dans le liquide cérébro-spinal à l'intérieur d'une enceinte liquidienne (06). Il comprend plusieurs régions : les deux hémisphères cérébraux formant le cerveau qui occupe la majeure partie de l'encéphale, le cervelet, en relation les unes avec les autres et avec les organes ou d'autres parties du corps. Le tronc cérébral est sous le cervelet et met en communication le cerveau avec la moelle épinière qui se trouve dans la colonne vertébrale (Figure 1.4).

Le cerveau est formé de deux hémisphères cérébraux, d'aspect plissé dont la substance blanche, interne, est recouverte d'un cortex cérébral gris, d'épaisseur variable. Trois sillons plus accentués (scissure de Sylvius, sillon de Rolando, sillon perpendiculaire), divisent chaque

Chapitre 1 : La segmentation des images cérébrales : Etats de l'art

hémisphère en quatre lobes (frontal, temporal, pariétal, occipital) comprenant chacun un certain nombre de circonvolutions (06).

Le cerveau est composé de trois tissus principaux : le liquide céphalo-rachidien, la matière grise et la matière blanche (07).

- Le liquide céphalo-rachidien (LCR) se trouve dans les ventricules du cerveau et entre les méninges, dans lequel baigne le cerveau et permet de le protéger.
- La matière grise (MG), correspond au corps cellulaire des neurones avec un dense réseau de dendrites. On la trouve par exemple dans les noyaux gris et dans le cortex.
- La matière blanche (MB) enfin, correspond aux gaines de myélines qui recouvrent les axones des neurones pour en accélérer la conduction. Ces axones myélinisés s'assemblent en faisceaux pour établir des connections avec d'autres groupes de neurones.

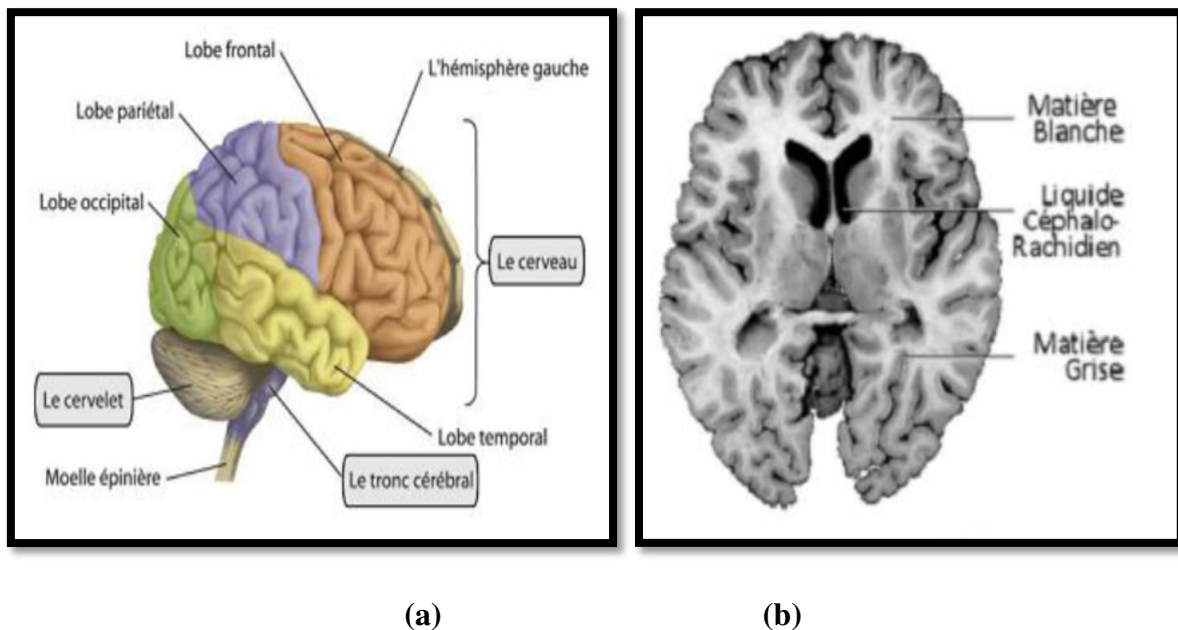


Figure 1.4. L'image (a) : l'encéphale. L'image (b) : les trois matières principales de l'encéphale.

1.3.2. Observation du cerveau

L'observation des coupes axiale, frontale (coronale) et sagittale sont des coupes du cerveau approximativement parallèles, respectivement, au plan qui comprend nez et oreilles, au plan du visage et au plan de symétrie de la tête (07). Ces coupes sont orthogonales deux à deux (Figure 1.5).



Figure 1.5. Les trois axes de coupes pour la visualisation du cerveau.

La segmentation des tissus cérébraux constitue un domaine de recherche particulièrement actif depuis plusieurs années. De nombreux problèmes restent néanmoins encore relativement ouverts. Parmi ceux-ci, la classification précise des tissus cérébraux à partir de données IRM.

Les méthodes de classification des tissus ont un intérêt direct dans l'étude des maladies dégénératives (Parkinson, Alzheimer), ainsi que dans le suivi de tumeurs, la chirurgie et la radiothérapie.

1.3.3. Imagerie cérébrale

L'imagerie cérébrale est l'ensemble des techniques d'imagerie au service des Neurosciences qui permettent la compréhension du système nerveux central. Plusieurs types de procédés physiques sont utilisés telles que: IRM, IRMd, TEP, IRMf (IRM fonctionnel). Ces techniques mettent à la disposition du radiologue des outils performants à condition de maîtriser ces techniques et les données cliniques et pathologies à rechercher. Néanmoins malgré les avancées technologiques dans ce domaine l'étude du cerveau humain est une tâche ardue et reste un sujet de recherche de forte actualité. La problématique reliée à cette étude réside alors dans l'interprétation des informations dans les images radiologiques manipulées. C'est pourquoi la recherche quantitative en neuro-imagerie nécessite souvent la segmentation anatomique du cerveau humain à partir d'images IRM afin d'aider la détection et la segmentation efficace de tumeur cérébrale cancéreuse (08).

1.3.4. L'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM)

L'imagerie par résonance magnétique (IRM) est un examen qui permet d'obtenir des vues en deux ou trois dimensions d'une partie de l'intérieur du corps. L'IRM se révèle particulièrement bien adaptée à l'étude non traumatique d'organes profonds, réputés difficiles d'accès, tels que le cerveau, l'abdomen, Pelvis, etc. (05). Elle donne des informations sur des lésions qui ne sont pas visibles sur les radiographies standards, l'échographie ou le scanner.

Chapitre 1 : La segmentation des images cérébrales : Etats de l'art

Son principe consiste à réaliser des images du corps humain grâce aux nombreux atomes d'hydrogène qu'il contient. Placés dans un puissant champ magnétique, tous les atomes d'hydrogène s'orientent dans la même direction : ils sont alors excités par des ondes radio durant une très courte période (ils sont mis en résonance). A l'arrêt de cette stimulation, les atomes restituent l'énergie accumulée en produisant un signal qui est enregistré et traité sous forme d'image par un système informatique.

L'IRM étudie avec une grande précision de nombreux organes tels que le cerveau, la colonne vertébrale, les articulations et les tissus mous. Elle est d'une grande utilité lorsqu'une analyse très fine est nécessaire et que certaines lésions ne sont pas visibles sur les radiographies standards, l'échographie ou le scanner. Elle permet de faire des images en coupes dans différents plans et de reconstruire en trois dimensions la structure analysée. Elle recherche :

- Au niveau du cerveau : des lésions infectieuses ou inflammatoires, des anomalies des vaisseaux, ainsi que des tumeurs.
- Au niveau de la colonne vertébrale : des hernies discales.
- Au niveau des articulations: des lésions ligamentaires ou méniscales. **(Net 05)**

L'un des avantages de L'IRM est l'absence d'injection de traceur extérieur. Par ailleurs, les rayonnements sont totalement inoffensifs.

Pour l'acquisition d'une image IRM, le manipulateur fixe sur la console des paramètres de séquence pour définir la séquence IRM. Ils permettent de contrôler l'influence des différents paramètres tissulaires et la densité de proton dans le signal "pondération" et de moduler ainsi le contraste dans l'image. En modifiant les valeurs des différents paramètres de séquence, une grande diversité de volumes variant par le contraste peut être acquis**(07)**. Le choix de l'ensemble des paramètres est alors fonction de l'étude clinique à réaliser.

La figure 1.6 montre une image IRM du cerveau selon trois coupes. L'orientation des coupes varie en fonction de la pathologie recherchée. On retrouve cependant les trois orientations principales : axiale, coronale et sagittale **(06)**.

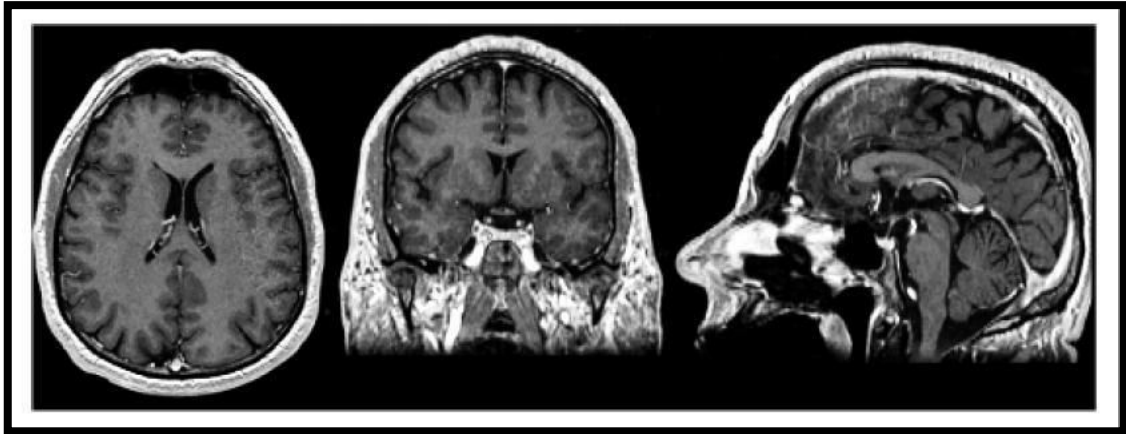


Figure 1.6. Les coupes de cerveau : Plans axial, coronal et sagittal (de gauche à droite)

Une acquisition IRM « image IRM » produit un volume 3D de données dont chaque élément est appelé voxel (volume element). Interpréter l'image IRM consiste à reconnaître et à décrire les différentes entités qui la compose. Parmi les outils d'interprétation, la segmentation (ou l'étiquetage).

La segmentation des tissus cérébraux constitue un domaine de recherche particulièrement actif depuis plusieurs années. De nombreux problèmes restent néanmoins encore relativement ouverts. Parmi ceux-ci, la classification précise des tissus cérébraux à partir de données IRM. Les méthodes de classification des tissus ont un intérêt direct dans l'étude des maladies dégénératives (Parkinson, Alzheimer), ainsi que dans le suivi de tumeurs, la chirurgie et la radiothérapie (07).

Dans le cadre de la segmentation d'IRM cérébrales, on considère généralement différents niveaux de description (Figure 1.7) :

- la segmentation en tissus « bas niveau », qui vise à décrire la composition de chaque voxel parmi les trois matières principales du cerveau : la matière blanche (MB), la matière grise (MG) et le liquide céphalo-rachidien (LCR). Elle est notamment mise en œuvre pour la reconstruction 3D du cortex pour des études sur la variation de volume de matière grise, ou en planning d'opérations de chirurgie cérébrale (09).
- la segmentation en structures « haut niveau », qui décrit l'appartenance de chaque voxel à une structure cérébrale connue : thalamus, putamen, système ventriculaire, etc. Elle permet d'en étudier le volume lors de pathologies dégénératives (maladies de Huntington, de Parkinson, de Alzheimer), de dissocier matière grise du cortex et matière grise des structures sous-corticales, etc. (09).

- la segmentation de lésions cérébrales (tumeurs, sclérose en plaque, accidents vasculaires cérébraux) dans le cadre clinique, qui vise à étudier leur localisation, leur volume, etc. (09).

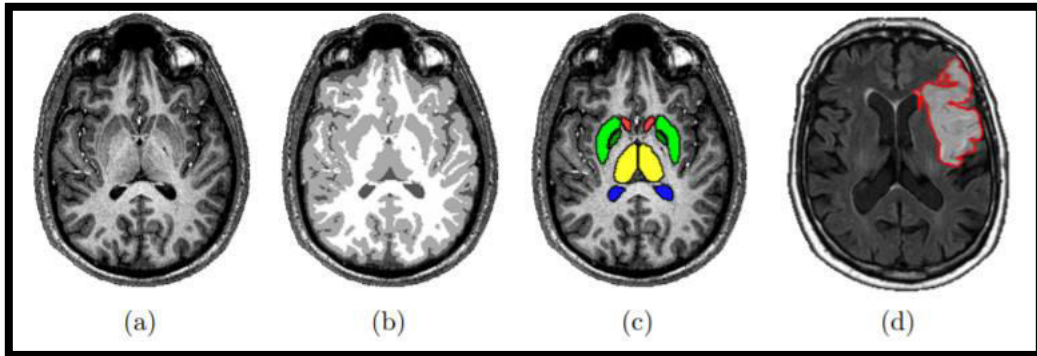


Figure 1.7. Image IRM (a), segmentation en tissus (b), segmentation en structures (c) et segmentation d'une lésion (d) (09).

1.3.4.1. Les défauts d'une image IRM

Outre les trois paramètres principaux qui entrent en jeu dans la formation d'une image de résonance magnétique, un certain nombre d'autres facteurs viennent affecter la qualité des images. Ces perturbations sont responsables d'erreur dans l'encodage de l'image, de perte ou de rehaussement artificiel du signal. On distingue essentiellement quatre effets: le bruit, le mouvement, les variations de champ et les effets de volume partiel (07). Les sections suivantes pointent les principales sources que l'on peut corriger en partie en post-traitement.

a)- Le Bruit

Un système d'enregistrement d'images ne restitue pas l'image de manière parfaite. En effet des informations parasites s'ajoutent de manière aléatoire aux détails de la scène d'origine, ce qu'on appelle bruit. Le bruit n'a pas les mêmes origines, mais provoque des effets assez semblables comme la perte de netteté sur les détails ou l'apparition de grains (Figure 1.8) (04).

Comme tout dispositif de mesure physique, en IRM, les données sont entachées de bruit. Il provient à la fois du patient (agitation thermique des protons à l'origine d'émissions parasites) et de la chaîne de mesure (convertisseurs analogique-numérique, antenne, ...).

Dans les IRM, l'objectif est d'augmenter le contraste entre les tissus tout en conservant une bonne résolution et un rapport signal/bruit élevé. Cependant, ces caractéristiques sont contradictoire et il est nécessaire de trouver un bon compromis entre résolution et bruit. Ainsi, on peut doubler la taille des pixels pour multiplier le rapport signal/bruit d'un facteur p , mais la résolution est divisée par deux. Le choix d'acquisition est donc un facteur déterminant (10).

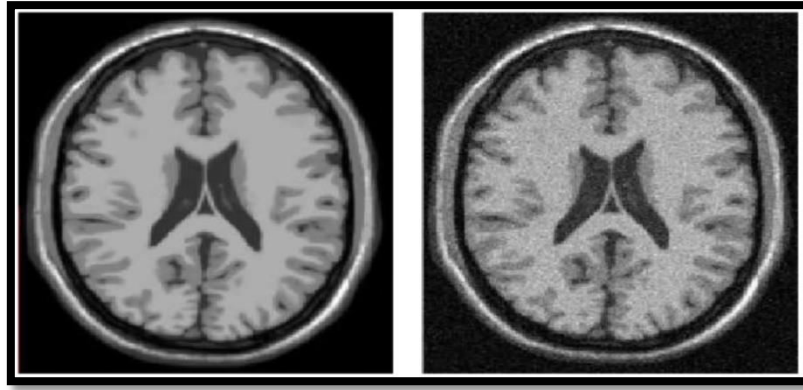


Figure 1.8. (a) IRM simulée normale (b) IRM simulée avec du bruit (05)

b)- Mouvement

Le mouvement peut provenir de plusieurs sources. Il peut être lié au métabolisme comme la circulation sanguine ou la respiration (déplacement chimique). Il peut également être lié au mouvement du patient pendant l'acquisition. Dans tous les cas, le mouvement diminue la qualité de l'image et pose des problèmes d'interprétation. Les mouvements de la tête, sont responsables d'artefacts dans les IRM cérébrales.

c)- Variations du champ magnétique (inhomogénéité RF)

Les variations de champ ont pour conséquence une variation des intensités d'un même tissu dans une direction quelconque de l'image. Ce phénomène est dû au fait que le champ magnétique n'est pas parfaitement homogène spatialement et temporellement pendant une acquisition. Il existe de plus des non-linéarités de gradient de champ magnétique. Des approches ont été proposées pour corriger les inhomogénéités du champ magnétique dans le cadre de prétraitements (07).

d)- Effets de volume partiel

Les effets de volume partiel sont directement liés au processus de numérisation du signal. Ainsi, si un pixel intersecte plusieurs objets, son niveau de gris sera une combinaison des niveaux de gris issus de chacun des objets traversés. La prise en compte des effets de volumes partiels est nécessaire dans le cadre d'approches de segmentation dont l'objectif est d'effectuer des mesures sur les différents tissus. Cet artefact n'est pas très gênant sauf dans des cas extrêmes, où le contraste entre différents tissus disparaît par exemple.

1.3.4.2. Le prétraitement des images

La qualité des images acquises selon les coupes établies dépend grandement du matériel utilisé (scanner, IRM...etc.). Généralement suite à l'acquisition des images, un prétraitement

est nécessaire car il permet d'améliorer la qualité des coupes, et d'éliminer le bruit qui provient des conditions d'acquisition sans toucher -si c'est possible- à l'information utile, puis les images doivent être alignées et réordonnées, pour qu'elles obéissent au même repère.

Le lissage local (ou filtrage) consiste à améliorer les images que l'on veut segmenter. Les principaux défauts des images acquises sont la présence de biais et de bruit d'acquisition. Dans une image, le biais correspond à une irrégularité de l'intensité lumineuse, indépendante du contenu de l'image, provenant d'un défaut dans l'éclairage ou l'excitation de la préparation observée. Des opérations de filtrage peuvent réduire leur influence. Parmi ces opérateurs, le filtre gaussien, moyen et médian.

a)- Filtrage Gaussien

Le filtre gaussien est un opérateur de lissage utilisé pour estomper les « petits détails » et le bruit (**Net 05**). Ce filtre a une logique analogue au filtre moyen. La Distribution Gaussienne à une dimension :

$$G(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1.1)$$

avec μ : moyenne et σ : écart type

L'intérêt de ce filtre est que le filtrage peut être réalisé en deux passages en traitant d'abord ligne par ligne avec un filtre à une dimension puis on traite l'image obtenue colonne par colonne avec le même filtre à une dimension 1D. Ceci est rendu possible du fait du caractère symétrique et circulaire de ce filtre. Bien entendu le calcul est largement accéléré.

b)- Filtrage moyen

Le filtre moyenneur est un filtre linéaire qui consiste simplement à remplacer la valeur du pixel courant par la moyenne des pixels de la fenêtre. La formule du filtre est :

$$y = \frac{1}{N} \sum_i x(i) \quad (1.2)$$

Par exemple, Dans le cas du moyennage sur un voisinage 3x3 :

$$h = \frac{1}{9} \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} \quad (1.3)$$

Le moyennage est une méthode très simple, elle est censée supprimer le bruit. C'est un filtre passe-bas, il permet d'éliminer les dégradations locales de faibles dimensions, permettant ainsi de lisser les images, c'est à dire de diminuer les différences de niveaux de gris entre pixels voisins.

Suivant la « violence » du lissage que l'on veut réaliser on choisira une taille de filtre plus ou moins grande (3x3, 5x5,...) mais on doit comprendre que les contours de l'image de départ deviendront alors plus « flous ».

c)- Filtre médian

Les filtres de moyennage ont tendance à rendre l'image floue et donc à perdre de l'information sur les contours caractérisés par des fortes variations d'intensité. Pour diminuer cet effet, on ne moyenne plus sur le voisinage mais on prend la valeur médiane sur ce voisinage. C'est le filtre médian (filtre non linéaire). L'exemple (1.4) représente un filtre 3x3 où la valeur médiane est 14.

$$I = \begin{bmatrix} 2 & 14 & 14 \\ 2 & 14 & 55 \\ 2 & 2 & 14 \end{bmatrix} \quad (1.4)$$

Le filtre médian est un filtre non-linéaire. Il permet d'éliminer le bruit impulsionnel (ou sel et poivre). Ce filtre préserve l'information de contour et peut être appliqué itérativement, cependant les contours très fins seront éliminés. Un voisinage adapté permet de limiter cet effet.

1.4. Segmentation des images

1.4.1. Notion de segmentation

La segmentation d'images est au cœur de nombreux problèmes en imagerie médicale, puisque bien souvent elle constitue la première étape d'un véritable flux de traitements d'images (10).

Segmenter une image signifie trouver ses régions homogènes et ses contours, supposés être pertinents. Les régions doivent correspondre aux parties significatives des objets du monde réel, et les contours à leurs contours apparents (05). La segmentation est une étape critères prédéfinis. Les pixels sont ainsi regroupés en régions, qui constituent un pavage ou une partition de l'image.

Horowitz et Pavlidis (11) ont donné une définition formelle d'un algorithme de segmentation complète d'une image comme suit :

Soit X le domaine de l'image et f la fonction qui associe à chaque pixel une valeur $f(x,y)$. Si nous définissons un prédicat P sur l'ensemble des parties de X ; la segmentation de X est définie comme une partition de X en n sous-ensemble $\{R_1, \dots, R_n\}$ tels que :

1. $X = \bigcup_{i=1}^n R_i$
2. $\forall i, R_i \neq \emptyset, R_i$ est connexe
3. $\forall i \in \{1, \dots, n\} P(R_i) = \text{vrai}$
4. $\forall i, j \in \{1, \dots, n\}^2, R_i$ est adjacent à R_j et $i \neq j \Rightarrow P(R_i \cup R_j) = \text{faux}$ où \cup représente une union d'ensemble disjoints.

Le prédicat P est utilisé pour tester l'homogénéité des ensembles S_i . Ces sous-ensembles constituent les régions de l'image. Une segmentation de l'image est donc sa décomposition en un ensemble de régions homogènes, le critère d'homogénéité P restant à déterminer.

1.4.2. Les différentes approches de la segmentation

À ce jour, il existe de nombreuses techniques de segmentation, classées principalement en cinq approches selon le critère de décision utilisé. Mais ces catégories ne sont pas rigides et que certaines méthodes se situent à la frontière des cinq approches que sont :

- Les segmentations basées sur les contours,
- Les segmentations basées sur les régions,
- Les segmentations basées sur les formes,
- Les segmentations basées sur une approche structurale
- Les segmentations basées sur la théorie des graphes.

La figure 1.9 résume les techniques de segmentation et leurs approches. Dans les sections suivantes nous décrivons brièvement une méthode de chaque catégorie à titre illustratif. Une description plus détaillée de ces approches est présentée dans **(10, 05, 09)**

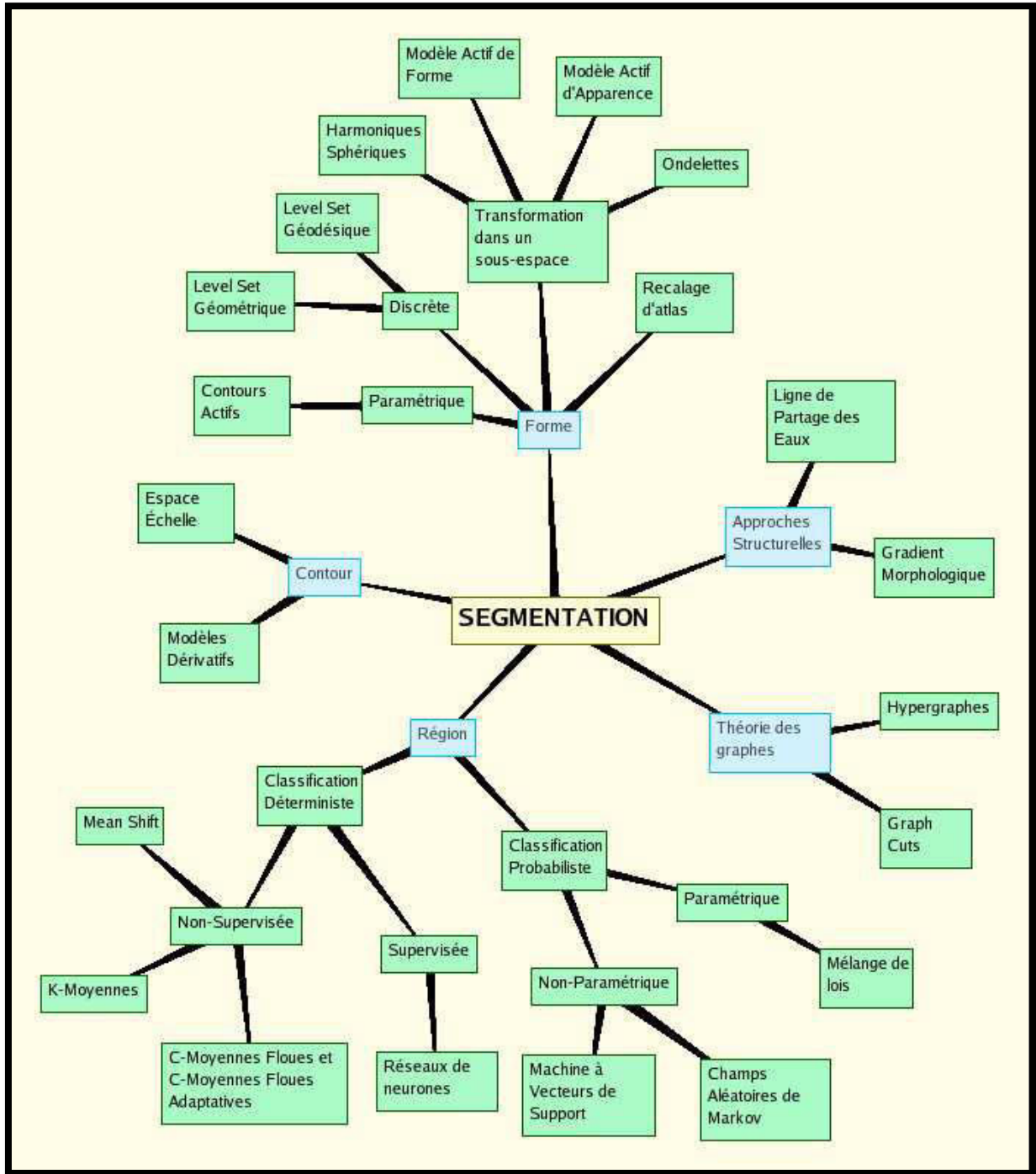


Figure 1.9. Classification des différentes méthodes de la segmentation (10)

1.4.2.1. La segmentation basée sur les régions

Les approches de segmentation orientés régions visent à créer une partition de l'image en un ensemble de régions homogènes au sens d'un ou plusieurs critères. On recherche donc à rassembler les pixels (ou voxels) par critères de similarité (06). Parmi ces méthodes, les méthodes à base de réseaux de neurones, K-means, C-means, les méthodes par croissance de

régions, ...etc. Dans les sections suivantes nous détaillons la méthode de croissance de régions et la méthode des K-means.

a)- Principe de la méthode de croissance de régions

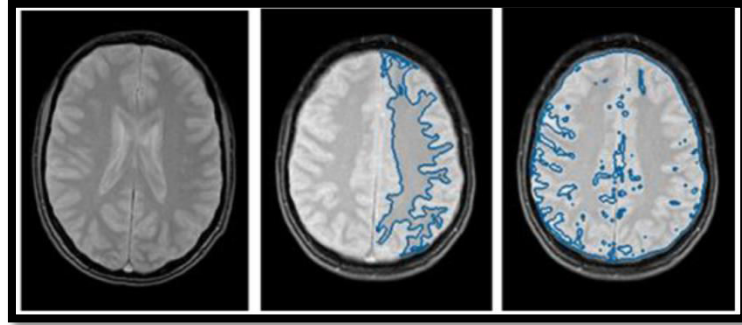
Les algorithmes de croissance de régions sont fondés sur l'agrégation progressive des pixels à partir d'un point initial appelé « germe », selon un ou plusieurs critères. Les points voisins du germe sont successivement examinés ; s'ils vérifient les critères d'agrégation, ils sont inclus à la région et deviennent à leur tour un germe ; dans le cas contraire, ils sont rejetés. Dans le cas de la segmentation d'images cérébrales, Les méthodes fondées sur la croissance de régions permettent aussi bien la segmentation de structures saines que la segmentation de structures pathologiques (06).

Warfield et al. Présentent une méthode d'identification des tumeurs de la matière blanche. Cette méthode suppose la segmentation préalable du cortex, de la matière grise et de la matière blanche. En particulier, le cortex est segmenté par croissance de régions, guidée par des connaissances anatomiques a priori sur la forme de la structure, ainsi que par des contraintes d'intensité et de gradient (06). Thiran et al. proposent une méthode de croissance de régions pour la segmentation du cerveau sur des images IRM 3D. L'algorithme contient une procédure de sélection automatique des germes. La croissance des régions est guidée, non pas par une information de type gradient, mais par les niveaux radiométriques de l'image (07). Dans (12), la croissance de régions est directement utilisée pour la segmentation des lésions cérébrales. Le critère de croissance est basé sur une mesure de contraste. Le taux de classification a été d'environ 90%.

La segmentation par croissance de régions est simple à mettre en œuvre. L'avantage principal de cette technique réside dans la prise en compte des informations contextuelles par le mécanisme de croissance, alors que la disposition des germes initiaux représente un inconvénient. En effet, celle-ci nécessite quasi-systématiquement l'intervention d'un opérateur, en particulier lorsqu'il s'agit de détecter des tumeurs, qui, par définition, n'ont pas de localisation a priori dans le cerveau, et sur les quelles nous ne disposons d'aucune connaissance anatomique (06).

Des critères sont utilisés dans la croissance de région, ayant pour but d'évaluer la qualité de la carte de segmentation à un instant donné. Plusieurs travaux ont proposés des améliorations de ces critères Un critère peut être introduit dans la croissance de région de deux façons. La première façon, consiste à comparer un terme de similarité entre pixels à une

valeur seuil. Tandis que la seconde, utilisée dans le cadre de croissance de région concurrentielle, cherche à minimiser une erreur en ajoutant le pixel le plus ressemblant à une région à chaque itération (13).



(a) Image initiale (b) seuil=0.05 (c) seuil=0.3

Figure 1.10. Sensibilité de la croissance de région vis à vis d'un seuil (13)

b)- Classification par K-Means (K-Moyens)

L'algorithme des k-means est utilisé pour classer les objets à partir de leurs propriétés en k parties (ou clusters) en supposant que les attributs forment un espace vectoriel. L'objectif est de minimiser la variance intra-cluster V :

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{x_j \in S_i} |x_j - \mu_i|^2 \quad (1.5)$$

Où S_i , $i = 1, 2, \dots, k$ sont les k clusters et μ_i est le point moyen des points $x_j \in S_i$.

L'algorithme de K-means se résume dans les étapes suivantes :

1. Partitionnement des données en k sous-ensembles (non vides)
2. Calcul des centres des groupes de la partition courante
3. Les données sont affectées au groupe dont leur centre est plus proche
4. Retour à l'étape 2
5. Arrêt lorsque les groupes sont constants.

Dans la littérature Yan et Coll. (14) ont proposé un algorithme k-means en utilisant les statistiques de concurrence pour segmenter les tissus cérébraux. Les résultats ont été plus au moins satisfaisants. En 2002 Bustillo a appliqué les k-means sur une séquence coronale pondérée en T2 pour calculer la variation de volume des noyaux caudés chez des patients atteints des chizophrénie (07).

L'algorithme K-means est parmi les algorithmes de segmentations les plus populaires parce qu'il est extrêmement rapide en pratique. En termes de performance, cet algorithme ne garantit pas un optimum global. La qualité de la solution dépend grandement des ensembles

initiaux. Comme l'algorithme est très rapide, une méthode courante est de le lancer plusieurs fois et de retourner la meilleure partition, en plus l'intervention d'un expert est généralement nécessaire pour fixer le nombre K de classes. L'algorithme de K-means peut aussi avoir le problème de la sur-segmentation, cela veut dire qu'on se retrouve avec un nombre important de classes. Nous pouvons remédier à ce problème par la méthode de fusion de régions. Il est aussi fréquent d'avoir des classes hétérogènes (non homogènes). Des méthodes existent pour corriger ce problème (05).

1.4.2.2. La segmentation à base de contours

Un contour peut approximativement être défini comme une frontière entre deux régions où l'intensité des pixels change brusquement (01). Dans cette approche, on considère que les primitives à extraire sont les lignes de contrastes séparant des régions de niveaux de gris différents et relativement homogènes, ou bien des régions de texture différentes (10). La segmentation orientée contours ne se base généralement pas sur les intensités mais sur les variations d'intensité dans l'image, significatives aux frontières entre régions (09). En pratique, il s'agit de reconnaître les zones de transition et de localiser au mieux la frontière entre les régions.

Généralement l'utilisation d'un tel opérateur de contour se combine avec un seuillage et comme étant ce dernier est généralement imparfait, on obtient, d'une part, des contours qui ne limitent pas les régions fermées. Donc on doit faire recours à des algorithmes de fermetures des contours. D'un autre part, les zones de fortes variations ne correspondent pas forcément à un contour d'objet. Un post-traitement est souvent nécessaire pour analyser les différents contours obtenus (01). Parmi les techniques orientées contour les méthodes dérivatives.

- Principe des méthodes dérivatives

Les modèles dérivatifs consistent à modéliser les contours ou des zones d'images et supposent que l'image numérique provient de l'échantillonnage d'une fonction scalaire à support borné et dérivable en tout point. Ces variations d'intensité de l'image peuvent correspondre à des variations d'illuminations (ombres), des changements d'orientation ou de distance à l'observateur, des changements de réflectance de surface, des variations d'absorption des rayons, etc. Or, dans le traitement d'une image numérique, toutes ces grandeurs sont condensées en une seule variable bi ou tridimensionnelle, dans le cas monochrome, c'est l'intensité lumineuse (05). On distingue trois types de contours simples (Figure 1.11) :

- Marche d'escalier : le contour est net (contour idéal).
- Rampe : le contour est plus flou.
- Toit : il s'agit d'une ligne sur un fond uniforme.

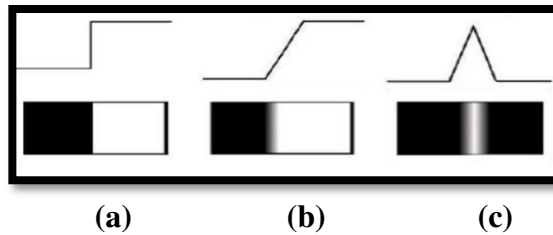


Figure 1.11. Quelques modèles de contours (a) marche d'escalier (b) rampe (c) Toit

Les méthodes dérivatives permettent de trouver les contours dans une image en détectant le point de contour par la détermination du maximum de la norme du gradient ou bien en étudiant le passage par zéro du Laplacien comme le montre la figure(1.12).

Ainsi, supposons que $f(x, y)$ est une fonction continue qui représente l'intensité de chaque point de l'image I , le gradient de I est une fonction vectorielle des pixels $[i, j]$ définie par (05):

$$\nabla f[i, j] = \left(\frac{\delta f}{\delta x} [i, j], \frac{\delta f}{\delta y} [i, j] \right) \quad (1.6)$$

Alors que le laplacien est une fonction scalaire de $[i, j]$ définie par (05):

$$\nabla^2 f[i, j] = \left(\frac{\delta^2 f}{\delta x^2} [i, j] + \frac{\delta^2 f}{\delta y^2} [i, j] \right) \quad (1.7)$$

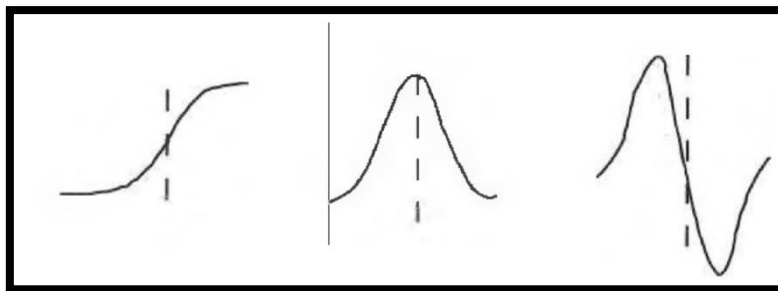


Figure 1.12. Opérateurs dérivatifs (a) Profil du contour (b) Norme du gradient (c) Laplacien (05)

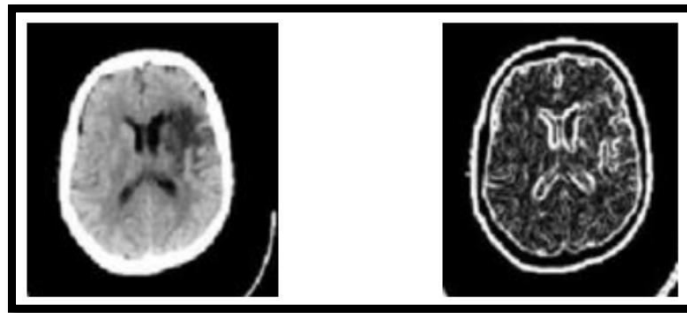
Généralement pour une estimation de la dérivée directionnelle de l'image par rapport à un axe c'est-à-dire le calcul du gradient à chaque point de I , on effectue le produit de convolution de I avec un opérateur de dérivation fournissant deux masque M_x et M_y correspondant aux directions verticale et horizontale. Les opérateurs dérivatifs de Roberts, Prewitt et Sobel reposent sur ce principe (05, 07). Ces opérateurs sont très sensibles au bruit

Chapitre 1 : La segmentation des images cérébrales : Etats de l'art

mais ils ont le mérite d'avoir posé les bases de la détection de contours. Le tableau 1.1 montre les principaux masques utilisés. La figure 1.13 illustre un exemple de segmentation en utilisant l'opérateur Sobel.

Tableau 1.1. Principaux masques de calcul de gradient (07)

Nom	Mx	My
Roberts	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{bmatrix}$	$\begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}$
Prewitt	$1/3 \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$1/3 \begin{bmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$
Sobel	$1/4 \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$	$1/4 \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$



(a)

(b)

Figure 1.13. Application du masque de Sobel pour la détection de contours
(a) Image IRM du cerveau (b) l'image après la segmentation (07)

La même chose comme l'opérateur du gradient, généralement Pour le calcul du laplacien en chaque point de l'image, on effectue, le produit de convolution de l'image avec le masque suivant par exemple :

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \quad (1.8)$$

Nous remarquons que ce masque est symétrique quelque soit l'orientation choisie, il n'est donc pas directionnel.

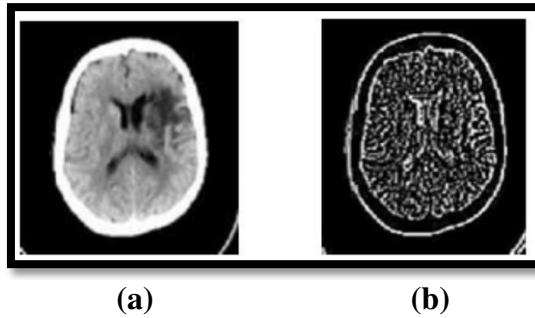


Figure 1.14. Application de l'opérateur Laplacien pour la détection de contours
(a) Image IRM du cerveau (b) l'image après la segmentation (07)

Dans la littérature Canny (15) représente l'un des piliers des techniques d'optimisation, il démontre qu'on ne peut pas obtenir à la fois une bonne détection et une bonne localisation du contour. Pour cela, Canny a ajouté un critère en plus pour définir un détecteur optimal : la non-multiplicité des maximums locaux. Il développe un filtre à réponse impulsionnelle finie.

Le paradigme des dérivées partielles a été utilisé par Monga et Deriche dans le cadre de la segmentation d'images biomédicales, notamment appliqué aux IRM. Ils ont adapté les filtres de Deriche à des images en 3 dimensions via une implémentation récursive (07).

Les méthodes dérivatives, employées pour la segmentation des IRM cérébrales, sont relativement peu nombreuses malgré qu'elles soient rapides précises et ne nécessitant pas d'apport d'information a priori parce qu'elles ne permettent pas, en pratique, d'obtenir des contours fermés. Elles sont en effet très sensibles au bruit, les images bruitées doivent être lissées au préalable par le filtre de gauss par exemple. En pratique le lissage et la dérivation sont réunies dans un seul filtre (05). Cette combinaison minimise la probabilité de détecter des faux contours. Enfin, ces méthodes fournissent fréquemment de la sous- ou de la sur-segmentation (07).

1.4.2.3. Approches Structurelles

Les deux méthodes les plus célèbres qui se basent sur une approche structurelle sont : les opérateurs morphologiques et la méthode de Ligne de Partage des Eaux.

La morphologie mathématique consiste à comparer une structure inconnue (l'image que l'on étudie) à un ensemble de formes, les éléments structurants, dont on maîtrise toutes les caractéristiques. Ces comparaisons s'effectuent au moyen d'opérations booléennes telles que l'intersection et l'inclusion.

L'algorithme de la ligne de partage des eaux (LPE), utilise la description des images en termes géographiques. Une image peut en effet être perçue comme un relief si l'on associe le

niveau de gris de chaque point à une altitude. Il est alors possible de définir la ligne de partage des eaux comme étant la crête formant la limite entre deux bassins versants.

Dans la littérature Bueno et coll ont proposé une segmentation en trois dimensions basée sur la ligne de partage des eaux pour les structures internes du cerveau puis deux techniques très similaires qui utilisent la LPE pour la segmentation de la partie solide des tumeurs cérébrales ont été créées par Mancas et coll.(05); néanmoins, cette méthode ne prend pas en compte l'œdème et la nécrose Enfin Rettmann a automatisé la segmentation des sillons corticaux en utilisant l'algorithme LPE, il a aussi corrigé le problème de la sur-segmentation en proposant un algorithme de post-traitement qui permet de fusionner les régions similaires (la sélection des régions similaire est faite manuellement)(07).

1.4.2.4. La segmentation à base de formes

Les méthodes basées sur la forme tendent à rechercher des régions qui dérivent d'une forme donnée comme à priori. Parmi les techniques représentatives de cette approche nous détaillons la méthode recalage d'atlas.

- Principe de la méthode recalage d'atlas

L'utilisation d'un atlas consiste à apparier une image de référence (l'atlas) et l'image à traiter grâce à un algorithme de mise en correspondance. On superpose alors les informations contenues dans l'image d'atlas et l'image à segmenter. Ainsi, les structures anatomiques constituant la matière grise peuvent être recalées simultanément et permettent d'obtenir une segmentation globale (05).

Dans le domaine de la neuro-imagerie, la référence est l'atlas stéréotaxique de Talairach (16) qui permet de replacer le cerveau dans un référentiel à partir d'amers peu variables d'un individu à l'autre, en l'orientant et en appliquant des facteurs de proportions. L'atlas peut être modélisé comme des cartes de probabilité de localisation des différents tissus.

Dans (17) les auteurs utilisent le recalage d'atlas pour segmenter le cerveau, le cervelet et les noyaux caudés sur une série de volumes IRM puis utilisent cette méthode pour quantifier des atrophies cérébrales. Dans ces approches, l'hypothèse est que la topologie est la même entre l'atlas et le volume, ce qui limite la prise en compte de la variabilité anatomique.

D'autres approches utilisent le recalage pour initialiser ou guider le processus de segmentation (18). Dans (19), les auteurs apportent un modèle à priori de croissance de lésion conjointement au recalage par atlas pour réaliser la segmentation de structures dans les IRM de cerveaux pathologiques.

1.4.2.5. La segmentation basée sur la théorie des graphes

Dans les approches utilisant la théorie des graphes, l'idée directrice est de créer un graphe à partir de l'image selon des procédés assez simples et de travailler sur ces graphes, permettant ainsi d'utiliser toute la panoplie d'outils développés dans le cadre de cette théorie. Un travail relativement important est la valorisation des arêtes puisque ce sont elles qui permettront de donner les caractéristiques de l'image à notre graphe **(05)**.

Nous détaillons dans la section suivante la méthode des coupes de graphe (graphs-cut en anglais), héritée des travaux d'optimisation de flux, ainsi que sa variante la méthode des coupes de graphes normalisées (Normalized-cut).

a)- La méthode des coupes de graphe

Les coupes de graphe « Graph-cuts » sont des méthodes d'optimisation combinatoire basées sur la théorie des graphes, elles ont été introduites dans le domaine de vision par ordinateur en 1989. Ces méthodes sont utilisées beaucoup dans la segmentation d'images. L'efficacité des méthodes Graph Cuts vient du fait qu'ils permettent sous certaines conditions de trouver des minima globaux de fonctions.

a.1)- Concepts de base

Nous commençons par définir quelques notions sur les graphes afin d'utiliser les Graph Cuts pour la segmentation :

- Un graphe G est composé de sommets (V) et d'arcs ou arêtes (E), de manière formelle noté $G(V, E)$, où E est l'ensemble de paires (x, y) , x et y étant les extrémités de l'arête.
- La taille d'un graphe c est le cardinal de l'ensemble E , c'est à dire le nombre d'arêtes du graphe.
- L'ordre d'un graphe c est le cardinal de l'ensemble V , c'est à dire le nombre de sommets du graphe **(20)**.
- Un graphe orienté est un graphe dont les arêtes sont orientées. Cela signifie que les extrémités d'une arête ont un sens bien précis. Dans l'arc (x, y) x est l'extrémité initiale et y l'extrémité finale (Figure 1.15) **(20)**.
- Un graphe valué est un $G = (V, E, C)$ où $G = (V, E)$ est un graphe auquel on associe une fonction d'étiquetage appelée capacité ou poids tel que $C : E \rightarrow \mathbb{R}^+$ (Figure 1.15) **(21)**.

- On appelle voisinage d'un graphe, l'ensemble des sommets adjacents du graphe. C'est à dire la liste des sommets que l'on peut directement accéder depuis le sommet courant. Ce concept s'applique uniquement pour les graphes non orientés.
- On définit pour un graphe orienté deux concepts : les prédécesseurs et les successeurs. Les prédécesseurs d'un sommet sont la liste des sommets depuis lesquels on peut arriver au sommet courant. Les successeurs du sommet sont les sommets auxquels on peut accéder à partir du sommet courant.
- Un sommet sans prédécesseur est appelé une source. Un sommet sans successeur est appelé un puits.
- Une chaîne augmentant c'est une succession d'arcs adjacents mal orientés, Les arcs bien orientés d'une chaîne sont appelés des arcs directs tandis que les arcs mal orientés sont appelés des arcs inverses(20).

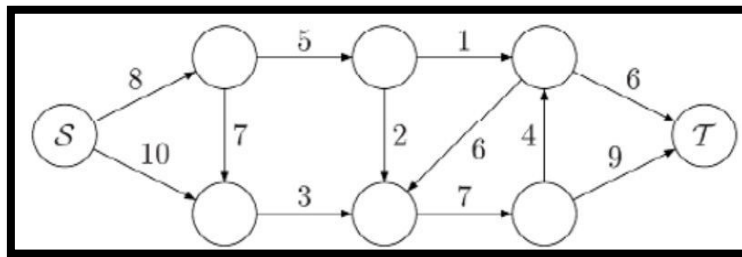


Figure 1.15. Graphe orienté valué

a.2)- Coupe de graphe

Une notion importante dans la suite de ce mémoire est la notion de coupe de graphe. On trouve deux définitions équivalentes de cette coupe, selon que l'on considère les nœuds ou les arêtes.

On considère un graphe orienté $G = (V, E, w)$ où V est l'ensemble des sommets et E est l'ensemble des arêtes, et w est la capacité des arêtes possédant un seul puits T et une seule source S (21).

Définition 1.1 : On appelle « coupe » d'un graphe orienté un ensemble d'arcs qui une fois coupés, séparent la source S du puits T . Une coupe partitionne un graphe G en deux parties A et B telles que : $A \cup B = V$; $A \cap B = \emptyset$; $S \in A$ et $T \in B$ (21).

Définition 1.2 : On appelle une coupe de graphe un sous-ensemble F de E telle que

$G = (V, E - F)$ ne contient pas de chemin de s vers t .

Ainsi, une coupe de graphe est une bi-partition des sommets, considérée comme l'ensemble des arêtes qui vont d'une partie à l'autre. La figure 1.16 montre une coupe de graphe. La ligne pointillée sépare le graphe en deux ensembles disjoints (deux parties). Les arêtes en rouge forment le sous-ensemble F (la coupe).

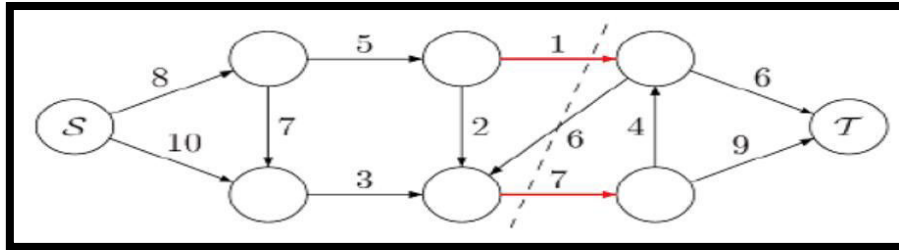


Figure 1.16. Coupe de graphe

- Si nous prenons la deuxième définition d'une coupe, son poids (capacité ou coût) serait alors égal à la somme des poids des arêtes appartenant à F. On appelle coupe minimale pour un graphe G, une coupe de poids minimal. On peut trouver plusieurs coupes minimales pour un même graphe.
- Selon la première définition, on appelle un cout ou une capacité d'une coupe, la somme des poids des arêtes sortants :

$$|\text{coupe}(A, B)| = \sum_{u \in A, v \in B} c(u, v) \quad \text{où } u \in A, v \in B$$

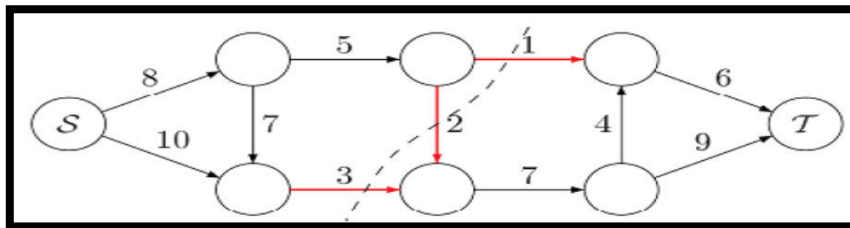


Figure 1.17. Coupe minimale du graphe (poids de la coupe minimale est $w = 1+2+3=6$).

- Certains problèmes, il peut être souhaitable d'autoriser à avoir plusieurs sources et/ou plusieurs puits. On se ramène alors au cas à une source ou un puits de façon très simple:
 - si nous avons n sources $\{S_1, \dots, S_n\}$, nous rajoutons au graphe un sommet S et des arêtes de capacité infinie (∞) de S vers S_i .
 - si nous avons n puits $\{T_1, \dots, T_n\}$, nous rajoute au graphe un sommet T et des arêtes de capacité infinie (∞) de T_i vers T(22).

a.3)- Notion de flot

On peut imaginer un flot de liquide qui s'écoule de la source S vers le puits T via des canalisations ayant chacune leur propre capacité. La quantité de liquide traversant un arc ne peut excéder la capacité de cet arc. Cette quantité de liquide est le flot.

Le flot est considéré comme une fonction $f: E \rightarrow \mathbb{R}$ vérifiant les propriétés suivantes :

- $\forall e \in E : f(e) \leq w(e)$:
- $\forall v \in V - \{S, T\}$: la somme des flots entrants est égale à la somme des flots sortants.
- La valeur du flot égale : la somme des flots sortants de S et la somme des flots entrants en T(21).

La figure 1.18 montre un exemple de flot sur un graphe(21).

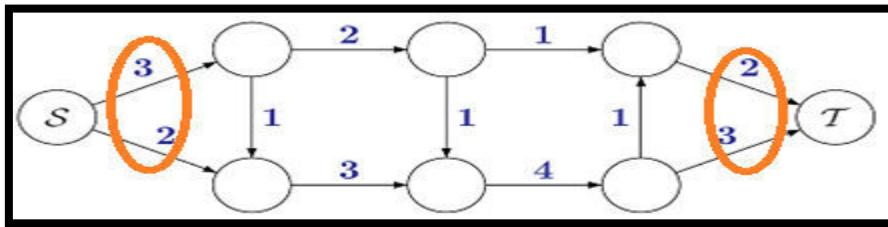


Figure 1.18.Exemple de flot sur un graphe(21).

Une fois que nous avons résolu le problème du flot maximum, il est facile de déduire une coupe minimale ; il suffit de prendre l'ensemble des arrêtes saturées ($f(e)=w(e)$) et d'en retirer les arrêtes inutiles.

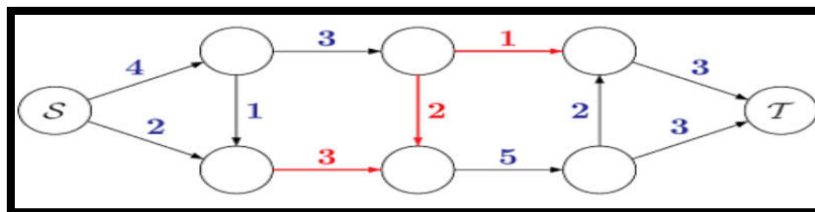


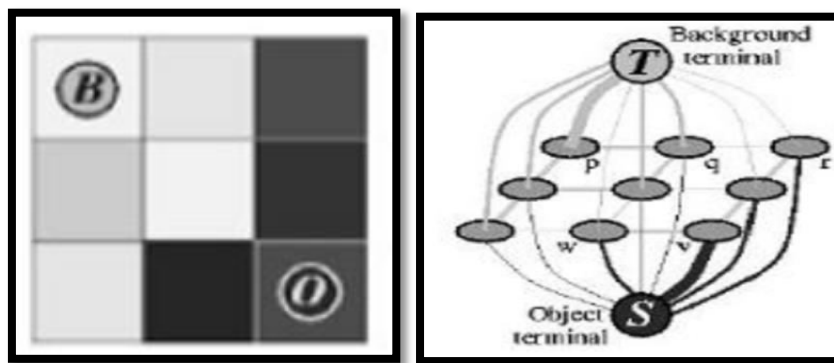
Figure 1.19.Flot maximal sur le graphe

a.4)- Segmentation par Graph-cut

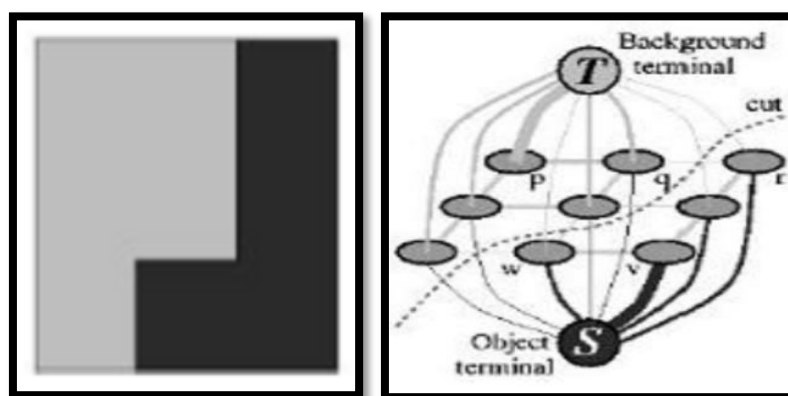
Cette méthode repose sur les graphes de voisinage. C'est-à-dire que l'image à segmenter est considérée comme étant un graphe, où chaque pixel devient un sommet (nœud) du graphe (cet ensemble est noté V) et les arêtes issues de ce nœud rejoignent les nœuds représentant les pixels voisins. Ces arêtes sont valuées et leur valeur est d'autant plus petite que la

dissimilarité entre les pixels voisins est grande. On adjoint à ce graphe deux nœuds spéciaux, ou terminaux, liés respectivement à l'objet (ce terminal est appelé source et noté S) et au fond (c'est le puits, noté T). Le choix du système de voisinage (N) influe grandement sur la complexité du graphe. Les capacités des arêtes peuvent être basées sur différentes métriques comme le gradient local d'intensité, les passages par zéro du laplacien (07).

L'objectif de la segmentation est d'attribuer à chaque pixel une classe pouvant être soit «O» si le pixel considéré appartient à l'objet, soit «F» s'il appartient au fond.



(a) Image à segmenter et son graphe



(b) Coupe de graphe et image segmentée

Figure 1.20. Exemple de graphe d'une image 2D 3x3 et segmentation par coupe de graphe

La segmentation par Graph-Cuts est une méthode agissant par minimisation d'énergie. Cette énergie est de la forme (05) :

$$E(x) = \sum_i D(x_i) + \sum_{i,j} R_{ij}(x_i, x_j) \quad (1.9)$$

Où D_i représente le terme d'attache aux données, R_{ij} est un terme de régularisation portant sur les pixels voisins, x est l'image, x_i est le pixel i de l'image et x_j le pixel j du voisinage de x_i .

Le terme de régularisation est représenté par les arêtes entre nœuds (appelées n -liens ou n -links) et traduit la notion de régionalité. Le terme d'attache aux données est codé par les arêtes entre les terminaux et les nœuds (appelés t -liens ou t -links) et traduit les propriétés de contour. On définissant ainsi deux principaux segments « n -links » et « t -links ».

La méthode classique (05), utilise à la fois des contraintes rigides et non-rigides. L'utilisateur sélectionne des pixels de l'objet à segmenter et des pixels du fond (ce sont les graines). Ces pixels sont alors reliés de façon rigide aux nœuds terminaux ; les graines-objet (notées O) étant reliées au nœud source et les graines-fond (notées F) au nœud puits. La valeur de ces t -liens doit être suffisamment grande pour s'assurer qu'ils ne fassent pas partie de la coupe. Ces graines servent ensuite à calculer des distributions d'intensité de l'objet notée, $P(I/O)$ et du fond, notée $P(I/F)$ et les t -liens de chaque pixel non graine sont calculés en fonction de ceux-ci (contraintes non-rigides). Enfin, les n -liens sont fonctions du gradient. On peut résumer tout cela par un tableau:

Tableau 1.2. Poids des arêtes dans le graphe de l'image

Arête	Cas	poids
$\{p, q\}$	$\{p, q\} \in N$	$R_{\{p, k\}}$
$\{p, S\}$	$p \in F$	0
	$p \in O$	K
	$p \in V, p \notin O \cup F$	D_p ("fond")
$\{p, T\}$	$p \in F$	K
	$p \in O$	0
	$p \in V, p \notin O \cup F$	D_p ("objet")

Où

$$K = 1 + \max_{q: \{p, q\} \in N} R_{\{p, q\}} \quad (1.10)$$

Le terme de régularisation est une fonction *ad-hoc* de pénalité de contour :

$$R_{\{p, q\}} \propto \exp\left(-\frac{(I_p - I_q)^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \frac{1}{\text{dist}(p, q)} \quad (1.11)$$

avec I_p et I_q l'intensités du pixel p , $\text{dist}(p, q)$ représente la distance euclidienne entre p et q . σ est une constante généralement liée au bruit d'acquisition.

Dans une région uniforme, I_p et I_q sont similaires et on a alors $|I_p - I_q| < \sigma$ Ceci implique une forte valeur pour $R_{\{p, k\}}$ décourageant toute coupe du graphe dans ce voisinage. Dans le cas où $|I_p - I_q| > \sigma$, Ceci implique une faible valeur pour $R_{\{p, k\}}$ alors I_p et I_q sont différents et dans une zone de contours.

Enfin, le terme d'attache aux données est l'opposé de la log-vraisemblance aux distributions calculées précédemment :

$$D_p ("fond") = -\ln P (I_p \setminus O) \quad (1.12)$$

$$D_p ("objet") = -\ln P (I_p \setminus F) \quad (1.13)$$

La meilleure segmentation de l'image par la méthode graph-cut est obtenue si on a une coupe optimale de graphe, mais il faut mettre en évidence la capacité de coupe. Le coût d'une coupe est donné par la somme des poids des segments n-links et t-links concernés.

Comme la segmentation d'une image par la méthode de graph-cut revient à la recherche d'une coupe minimale du graphe et ce problème à son tour peut se résoudre par une recherche d'un flot maximum dans le graphe, nous exposons dans la section suivante les approches de résolution de ce problème.

a.5) Recherche du flot maximal

De nombreux algorithmes, ont été développés pour trouver un flot maximal dans un graphe. Généralement, Ils se divisent en deux grandes classes : les algorithmes par «saturation de chemins» et les algorithmes par «poussage de flot». Les deux algorithmes (algorithme de flot maximal par saturation de chemins, et l'algorithme de flot maximal par poussage de flot) ont la même idée, il s'agit de trouver le flot maximal dans le graphe G à fin d'obtenir une coupe d'énergie minimale.

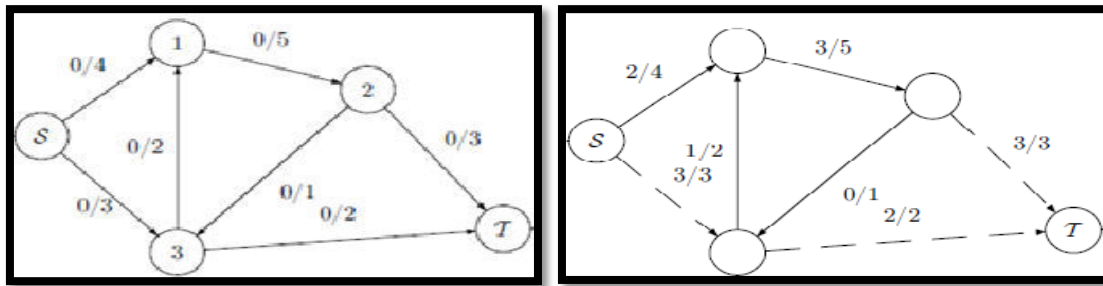
– Flot maximal par saturation de chemins

L'idée de base est à partir du flot nul de trouver itérativement un chemin de la source au puits sur lequel il n'y a pas d'arête saturée. On rajoute alors autant de flot que possible à ce chemin c'est à dire on sature l'arête qui a une capacité résiduelle minimale (21)

- Capacité résiduelle

On appelle capacité résiduelle de $(p, q) \in E^*$, notée $r(p, q)$ la quantité de flot que l'on peut faire passer en plus dans une arête (p, q) . E^* représente l'ensemble des arêtes et de leur inverses):

$$r(p, q) = w(p, q) - f(p, q) \quad (1.14)$$



(a) avant saturation

(b) après saturation

Figure 1.21. Exemple de saturation d'un graphe

Le plus célèbre de ces algorithmes est l'algorithme de «Ford-Fulkerson».

- Flot maximal par poussage de flot

Les algorithmes de ce type fonctionnent avec des « pré-flots » : des flots qui volontairement ne respectent pas la condition de conservation de flot. Le principe général est de faire sortir de la source S autant de flot que possible, ce qui implique naturellement que certains nœuds reçoivent un excès de flot. On cherche donc à envoyer le flot en excès vers d'autres nœuds voisins disponibles. Le plus célèbre de ces algorithmes est l'algorithme de « Push relabel ».

Parmi les problèmes de minimisation d'énergie dans un graphe, on trouve la difficulté de coupe minimale « optimale » dans un graphe qui n'a pas de source S et de puits T.

Cette difficulté a été résolue par les deux chercheurs « Shi et Malik » qui ont proposé une nouvelle approche qui est la normalisation de graphe (23).

b) Segmentation par la normalisation des coupes de graphe

La normalisation des coupes de graphe (Normalized Cuts) est une méthode basée sur la théorie des graphes pour faire du clustering et de la segmentation.

L'idée générale est d'associer un sommet du graphe à chaque pixel, et de mettre des arêtes entre tous les pixels, les poids étant d'autant plus grands que les pixels sont semblables. On cherche alors à trouver une partition (A,B) de ce graphe optimisant une quantité qui assure à la fois la cohérence des pixels de A, celle des pixels de B et la dissimilarité des pixels de A par rapport à ceux de B, tout en évitant le biais vers les petites coupes. Il s'agit d'un problème de coupe minimale dans un graphe qui n'a pas de source ou de puits (21).

Normalized cuts est une fraction du poids total de tous les arcs entre tous les sommets du graphe par rapport au poids (connexion) des sommets de groupe A ou B avec les autres sommets du graphe G.

$$Ncut(A, B) = \frac{cut(A, B)}{assoc(A, V)} + \frac{cut(A, B)}{assoc(B, V)} \quad (1.15)$$

avec :

- *Assoc* (A, V) est la connexion totale (poids total) entre les sommets du groupe A et tous les autres sommets du graphe G, tel que :

$$assoc(A, V) = \sum_{p \in A, q \in V} w(p, q) \quad (1.16)$$

- *Assoc* (B, V) est la connexion totale (poids total) entre les sommets du groupe B et tous les autres sommets du graphe G, tel que :

$$assoc(B, V) = \sum_{p \in B, q \in V} w(p, q) \quad (1.17)$$

1.5. Conclusion

La segmentation d'image est une opération de traitement d'image de bas niveaux, il existe plusieurs approches de la segmentation mais il est difficile de décider qu'elle est la meilleure par rapport à les autres. Pour cela, il est très difficile de définir de manière absolue, une bonne segmentation.

Dans ce chapitre nous avons présenté brièvement la notion d'une image et en particulier l'image cérébrale type IRM, nous avons détaillé la notion de segmentation et nous avons passé en revue les principales approches de segmentation avec quelques méthodes et leur application en segmentation des images cérébrales. Nous avons opté dans notre travail pour la méthode des coupes de graphes normalisées. Nous avons détaillé cette méthode pour étudier son application sur les images cérébrales IRM.

Dans les chapitres suivants, nous présenterons tout d'abord la méthodologie générale de notre approche en développant les divers points clés de notre méthode. Ensuite, nous montrerons la validation de notre approche.

2.1. Introduction

Tenons compte des avantages et des inconvénients des méthodes de segmentations passées en revue dans le premier chapitre nous avons fixé comme objectif l'utilisation de la méthode des coupes de graphes normalisées « Normalized cut(Ncut) » reposant sur la théorie des graphes pour la segmentation des images cérébrales de type IRM afin d'évaluer la performance de cette méthode pour ce type de segmentation.

Ce chapitre est consacré à la présentation de la structure globale de notre système destiné à la segmentation des images cérébrales, ainsi que la description détaillée du fonctionnement des différents modules du système proposé.

2.1. Description général du système de segmentation

La segmentation des tissus cérébraux de sujets sains ou pathologiques est l'un des principaux objectifs de la neuro-imagerie. La grande variation de ces tissus cérébraux nécessite la mise en œuvre de techniques de segmentations spécifiques, souvent abordées par le biais de l'Imagerie par Résonance Magnétique (IRM). Notre objectif dans ce mémoire est de segmenter des images IRM axiales par la détection des différentes structures. Pour cela nous avons proposé un système de segmentation des IRM cérébrales en utilisant la méthode Ncut.

Le système développé est décomposé en trois principaux modules représentant les trois phases de l'application : Une phase d'acquisition et de prétraitement servant à la préparation de la base d'images. Une phase de segmentation consistant à l'application de la méthode Ncut sur des IRM cérébrales, suivi d'une phase d'évaluation qui soit met fin à ce processus ou réitère la segmentation après une régulation des paramètres. La figure (2.1) illustre les modules du système de segmentation proposé.

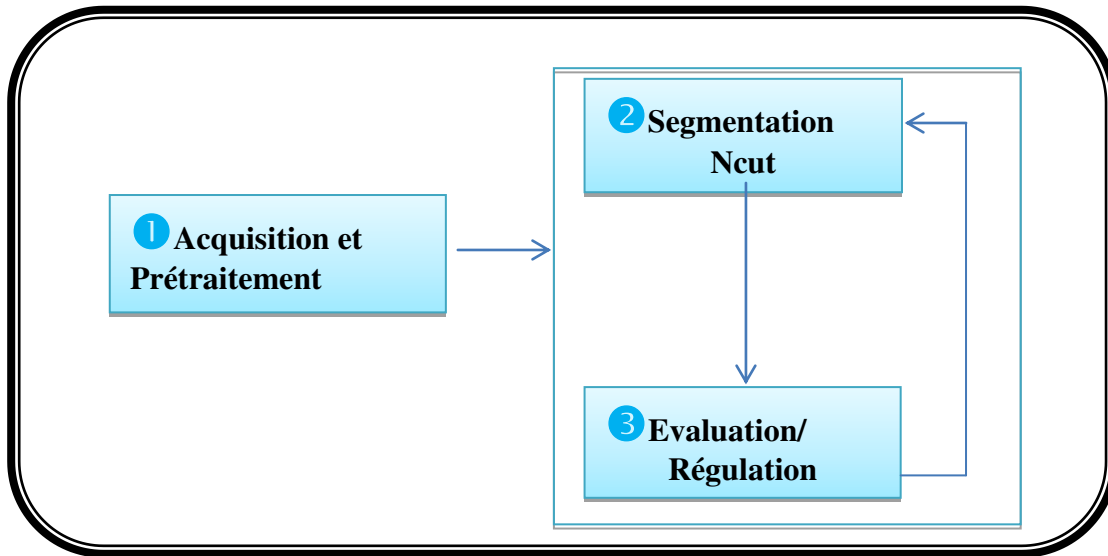


Figure 2.1. Architecture globale du système de segmentation des images cérébrales.

2.2. Description détaillée du système de segmentation

2.2.1. Phase acquisition et prétraitement

Pour la construction de la base des images de test nous avons sélectionné une variété d'images cérébrales. Nous avons pris dans cette base des images cérébrales de sujets sains pour segmenter les structures des tissus du cerveau et des images cérébrales contenant des tumeurs. Nous avons pris également des images aux niveaux de gris et des images couleurs. Une fois la base d'images IRM originales construite, avant d'entamer la phase de segmentation, nous faisons d'abord subir aux images acquises des prétraitements qui consistent au filtrage des images pour éliminer les bruits et les défauts surchargeant l'image dus aux artefacts de l'IRM. Ce filtrage permet de ne garder que les pixels dont les propriétés quantitatives sont dans un intervalle donné. Il permet également d'éliminer les bruits et les défauts qui surchargent l'image dus à l'éclairage et au processus d'acquisition. Cela doit se faire sans perte d'information utile. Cette opération de prétraitement, permet de faciliter le traitement de segmentation à appliquer sur l'image et d'améliorer le résultat (Figure 2.2). Dans notre travail nous avons choisis d'appliquer un filtre gaussien sur les images cérébrales.

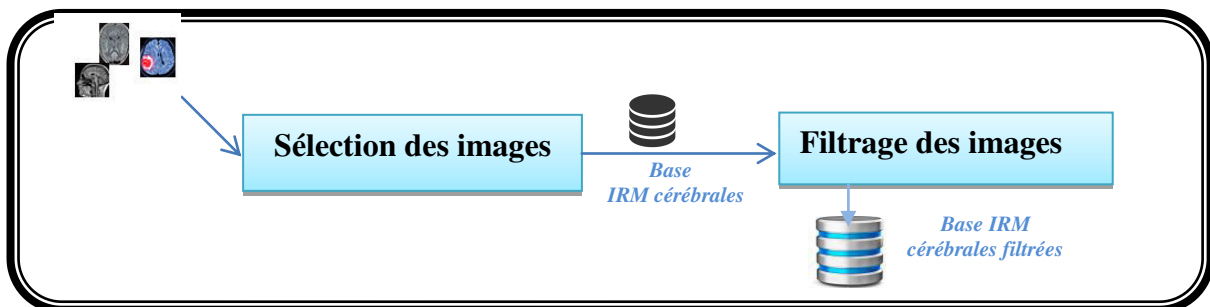


Figure 2.2. Phase acquisition et prétraitement.

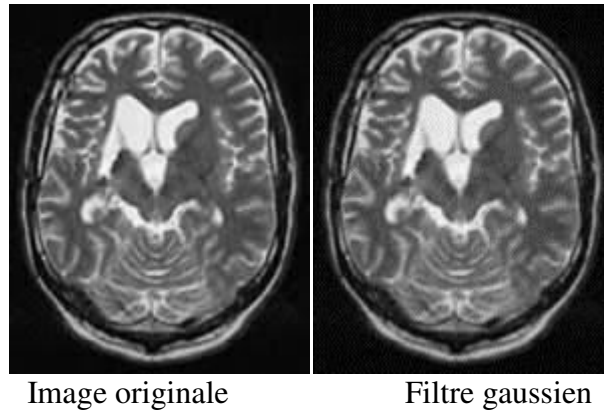


Figure 2.3. Application d'un filtre gaussien sur une IRM cérébrale.

2.2.2. Phase Segmentation Ncut

Cette phase consiste à appliquer la méthode de segmentation Ncut sur l'image chargée de la base, l'application de la segmentation est précédée par la fixation des paramètres de la méthode. Cette méthode repose sur cinq paramètres qui sont : la similarité des couleurs (SI), la similarité spatiale (SX), un seuil spatial (r), le seuil minimal pour garder une partition (sNcut), un seuil fixant la taille minimale des zones segmentées (sArea).

La segmentation selon la méthode Ncut se déroule en un ensemble d'étapes et retourne en fin de son exécution une image segmentée. Une analyse est ensuite faite pour évaluer la qualité de l'image segmentée. Si le résultat obtenu est satisfaisant l'algorithme s'arrête sinon une régulation des paramètres est faite et la segmentation réitère.

Pour la segmentation d'images basée sur une coupe normalisée, nous représentons une image sous forme de graphe non orienté $G = (V, E)$ où V représentent les nœuds correspondant aux intensités des pixels de l'image et E sont les arêtes entre les paires de nœuds ou de pixels. Chaque arête a une valeur pondérée calculée comme la différence entre deux nœuds ou pixels correspondants.

Pour trouver la valeur de coupe normalisée, nous partitionnons le graphe G en deux sous graphes en utilisant la valeur nulle, moyenne ou médiane du graphe. Dans notre cas, nous avons utilisé la valeur moyenne pour partitionner le graphe G .

Ce partitionnement donne les deux sous-graphes résultants A et B tels que :

- Les éléments de A sont égaux ou inférieurs à la valeur moyenne. les pixels dont la valeur est supérieure à la moyenne sont remplacés par zéro. Les éléments de B sont égaux ou supérieurs à la valeur moyenne. les pixels dont la valeur est inférieure à la moyenne sont remplacés par zéro.

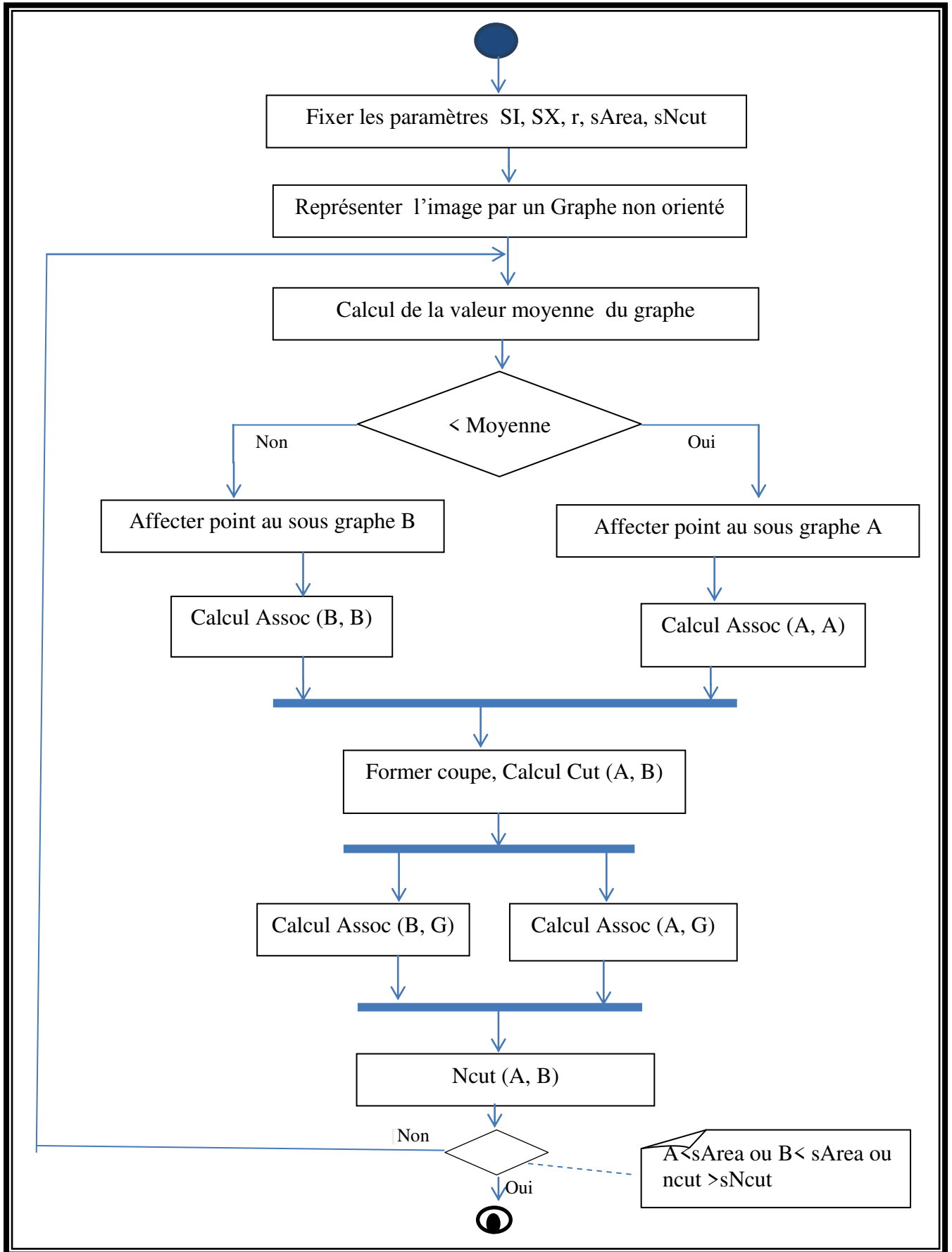


Figure 2.4. Diagramme d'activités pour l'algorithme Ncut de segmentation

Par la suite la valeur de la coupe (A, B) « Cut (A, B) » est calculée, c'est une mesure de la dissimilarité entre A et B.

- Cut (A, B) se calcule en enlevant les arêtes reliant les sous-graphes A et B. Ainsi Cut (A, B) est la somme des poids des arêtes enlevées.
- La similarité dans le sous graphe A est Assoc (A, A), et est calculée comme la somme des poids de toutes les arêtes du sous-graphe A. Assoc (A, V) se calcule par la somme de Assoc (A, A) et de cut (A, B).
- La similarité dans le sous graphe B est Assoc (B, B) et est calculée comme la somme des poids de toutes les arêtes du sous-graphe B, Assoc (B, V) se calcule par la somme de Assoc (B, B) et de cut (A, B).
- On calcule ainsi la valeur de coupe normalisée

$$\text{ncut}(A, B) = \frac{\text{assoc}(B,V)*\text{cut}(A,B)+\text{assoc}(A,V)*\text{cut}(A,B)}{\text{assoc}(A,V)*\text{assoc}(B,V)}$$

(2.1)

La valeur ncut est utilisée pour segmenter l'image le processus peut être répété plusieurs fois sur les sous graphes jusqu'à convergence.

2.2.3. Phase Évaluation /régulation

Une fois l'image segmentée obtenue par l'application de l'algorithme Ncut. Nous évaluons la qualité de l'image segmentée et nous pouvons procéder à l'enregistrement de ce résultat ou à la réinitialisation de la procédure de segmentation en appliquant des nouveaux paramètres.

2.3.3.1. Evaluation de la segmentation

Le problème de l'évaluation de la qualité de la segmentation est primordial. Généralement les méthodes d'évaluation sont classées en 2 groupes le premier rassemble les méthodes qui évaluent la qualité d'un résultat de segmentation en exploitant des connaissances a priori soient des méthodes dites supervisées. Ces connaissances consistent le plus souvent en une image segmentée de référence appelée vérité terrain. Le second regroupe les méthodes d'évaluation ne nécessitant aucune connaissance sur les résultats de segmentation à évaluer soient des méthodes non supervisées. Leur principe consiste soit à estimer des critères analytiques (besoins, utilité, complexité, convergence, stabilité, etc...), soit à estimer la qualité d'un résultat de segmentation à partir de statistiques calculées sur l'image, région, contour ou texture détectés (24).

Dans notre travail, puisque on ne dispose pas des images références à considérer comme vérité-terrain. Nous avons utilisé pour l'évaluation de la qualité relative de notre méthode de segmentation deux approches d'évaluation :

- Une évaluation visuelle reposant sur la netteté de l'image, et la préservation de l'information.
- Une évaluation statistique reposant sur deux paramètres qui sont : l'entropie IE, PSNR.

a)- L'entropie de l'information IE

En anglais *information Entropy* est un critère qui mesure le degré d'information dans l'image, plus l'IE est grande, plus l'image diffuse d'information.

$$IE = - \sum_{i=0}^{L-1} P_f(i) * \log_2(P_f(i))$$

(2.2)

Avec P_f le rapport du nombre de pixels avec la valeur de niveau de gris a sur le nombre total de pixels.

b)- Pic de signal sur bruit PSNR

Le PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) est le rapport entre la puissance maximale du signal et la puissance du bruit qui affecte la fidélité de sa représentation. Il est défini par l'erreur quadratique moyenne (MSE) entre les deux images d'entrée I est l'image initiale et K est la version restaurée ou améliorée de I , dans notre cas K est l'image segmenté.

En conséquence, plus le PSNR est élevé, meilleure est le signal et donc le traitement de restauration ou d'amélioration.

Le PSNR est défini comme suit :

$$PSNR = 10 * \log_2\left(\frac{MAX^2}{MSE}\right)$$

(2.3)

Où le MSE (Mean Squared Error) est:

$$MSE = \frac{1}{m*n} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i,j) - K(i,j)]^2$$

(2.4)

- I : est image original.
- MAX : est la valeur de pixel maximale possible de l'image I.
- K : est image segmenté.
- m: représente le nombre de lignes de pixels des images et i représente l'indice de cette ligne.
- n: représente le nombre de colonnes de pixels de l'image et j représente l'indice de la colonne.

Dans le système de segmentation proposé nous passons en paramètre l'image segmentée pour obtenir la valeur de l'entropie de l'information et nous prenons en paramètre l'image originale et l'image segmentée pour calculer la valeur du PSNR. Ces deux paramètres avec le temps d'exécution de la procédure de segmentation ainsi que la qualité visuelle de l'image segmentée nous permettent d'estimer la performance de la segmentation. Ceci peut éventuellement nous conduire à une régulation de la segmentation.

2.3.3.2. Régulation de la segmentation

Il s'agit de changer les paramètres de la méthode Ncut (SI, SX, r, sNcut, Area). Ceci nous permet d'évaluer la performance de la méthode et déterminer les paramètres qui influencent le plus la qualité de la segmentation.

2.4. Conclusion

Dans ce chapitre nous avons fixé comme objectif l'utilisation de la méthode Ncut pour la segmentation des images cérébrales afin d'évaluer sa performance, pour cela nous avons proposé un système composé de trois modules pour la construction de la base d'images, la segmentation et l'évaluation des résultats. Une description détaillée a été donnée pour chaque module

Chapitre 1 :La segmentation des images cérébrales : Etat de l'arts

3.1. Introduction

Après avoir présenté l'architecture générale de notre système de segmentation des images IRM qui repose sur la technique Ncut. Nous exposons dans ce chapitre les résultats de notre application. Afin de mieux évaluer notre application nous avons choisi une variété d'images tests et nous avons également changé les paramètres d'application de la méthode sur les mêmes images afin d'évaluer l'impact de variation de ces paramètres sur la méthode.

3.2. Environnement du travail

3.2.1 Environnement matériel

Pour la réalisation de cette application nous avons utilisé un ordinateur personnel possédant les caractéristiques suivantes :

- Type du système : Système d'exploitation 32 bits ; Windows 7 professionnel
- Processeur : Intel inside CORE i3
- Mémoire installée (RAM) : 4 Go



3.2.2. Les outils logiciels

Pour ce travail, nous avons utilisé l'environnement MATLAB. MATLAB_ (Matrix LABORatory) est un logiciel interactif basé sur le calcul matriciel. Pour réaliser le développement de notre projet, nous avons utilisé MATLAB Release 2009a. Développé par MathWorks ©, MATLAB est un langage de calcul évolué et aussi un environnement de programmation interactif pour le développement d'algorithmes, l'analyse de données, la visualisation et le calcul numérique et matriciel. L'interface Matlab se compose d'une fenêtre principale divisée en quatre sous-fenêtres.

- Une fenêtre Workspace qui permet de gérer les variables utilisées.
- Une fenêtre Command History qui indique les dernières commandes effectuées.
- Une fenêtre Command Windows. Permettant d'interaction avec Matlab.
- Une fenêtre Current Folder qui contient la hiérarchie du dossier de travail Matlab.

```

26
27 % Begin initialization code - DO NOT EDIT
28 gui_Singleton = 1;
29 gui_State = struct('gui_Name',       mfilename, ...
30                  'gui_Singleton',   gui_Singleton, ...
31                  'gui_OpeningFcn', @main_OpeningFcn, ...
32                  'gui_OutputFcn',  @main_OutputFcn, ...
33                  'gui_LayoutFcn',  [], ...
34                  'gui_Callback',    []);
35
36 if nargin && ischar(varargin{1})
37     gui_State.gui_Callback = str2func(varargin{1});
38 end
39
40 if nargin
41     [varargout{1:nargout}] = gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
42 else
43     gui_mainfcn(gui_State, varargin{:});
44 end
45 % End initialization code - DO NOT EDIT
46
47 % --- Executes just before main is made visible.
48 function main_OpeningFcn(hObject, eventdata, handles, varargin)
49 % This function has no output args, see OutputFcn.
50 % hObject    handle to figure
51 % eventdata  reserved - to be defined in a future version of MATLAB
52 % handles    structure with handles and user data (see GUIDATA)
53 % varargin   command line arguments to main (see VARARGIN)
54
55 % Choose default command line output for main
56 handles.output = hObject;
57

```

Figure .3.1. Environnement de Matlab

3.3. Résultats et discussion

3.3.1. Acquisition et prétraitement

Pour la construction de notre base d'images utilisée dans les tests et l'évaluation de la performance de la méthode de segmentation *Ncut* proposée, nous avons sélectionné une dizaine d'images cérébrales IRM de coupes axiales. Les images de nos tests sont variées Nous avons sélectionné trois genres d'images :

- IRM cérébrales aux niveaux de gris sans tumeurs de coupe axiale.
- IRM cérébrales aux niveaux de gris avec tumeurs de coupe axiale.
- IRM cérébrales en couleurs (RGB).

Puis nous avons appliqué un filtre Gaussien sur ces images. La figure (3.2) représente des exemples des images IRM cérébrales utilisées avec le résultat d'application du filtre Gaussien sur ces images.

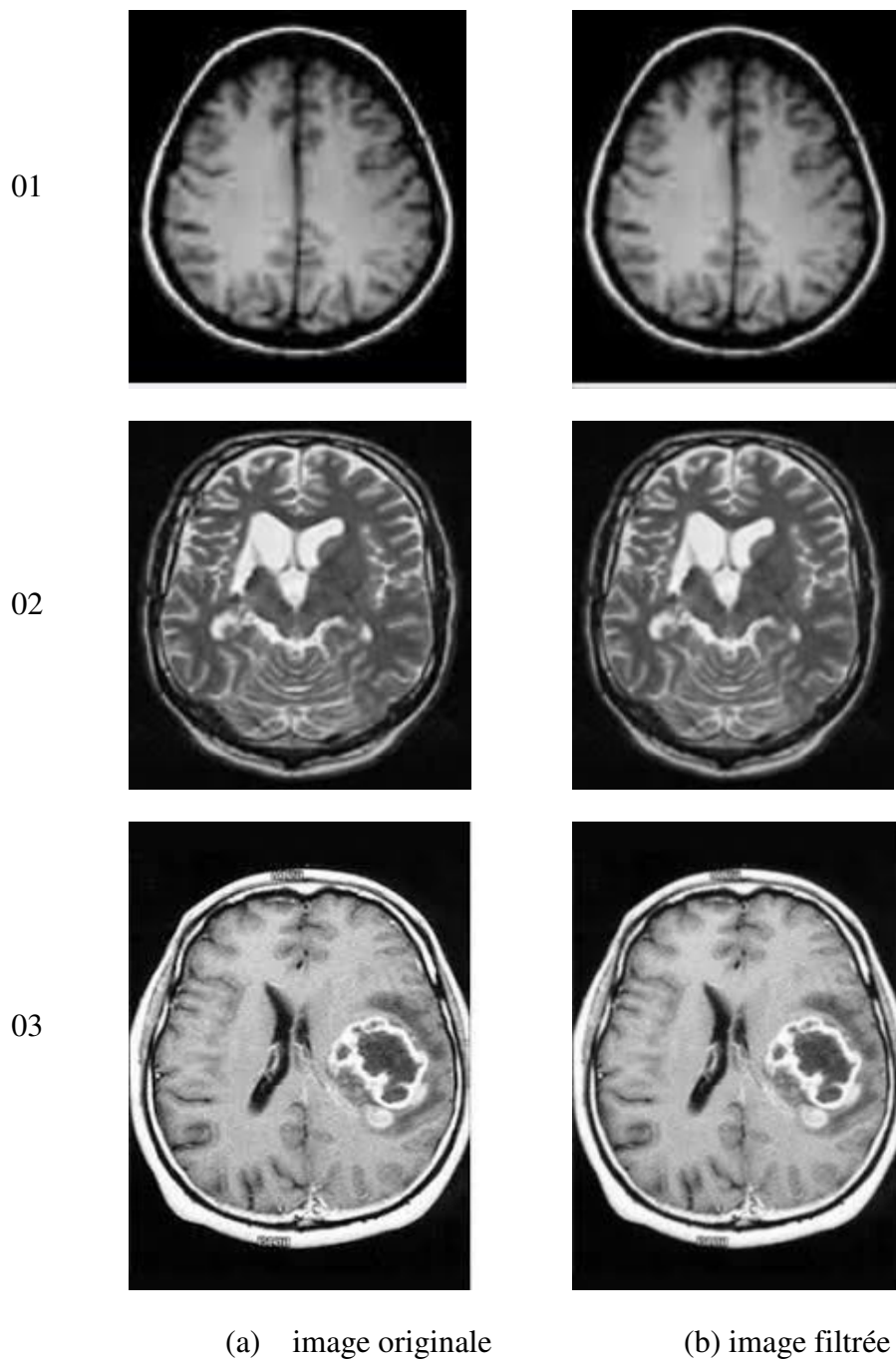


Figure .3.2. Application du filtre Gaussien sur des images IRM cérébrales.

3.3.2. Segmentation avec coupes normalisées « Ncut »

Initialement nous donnons quelques paramètres utilisés dans l’algorithme de segmentation Ncut développé qui sont, les valeurs initiales de ces paramètres sont données par le tableau (3.1) :

- La similarité des couleurs (SI), initialisé à 5;
- La similarité spatiale (SX), initialisé à 6;

- Un seuil spatial ($r = 1.5$);
- Un seuil minimal pour garder une partition (sNcut), initialisé = 0.21;
- Un seuil de la taille minimale des zones segmentées (sArea) = 80;

Dans les sections qui suivent nous présentons les résultats de la segmentation en changeant ces paramètres.

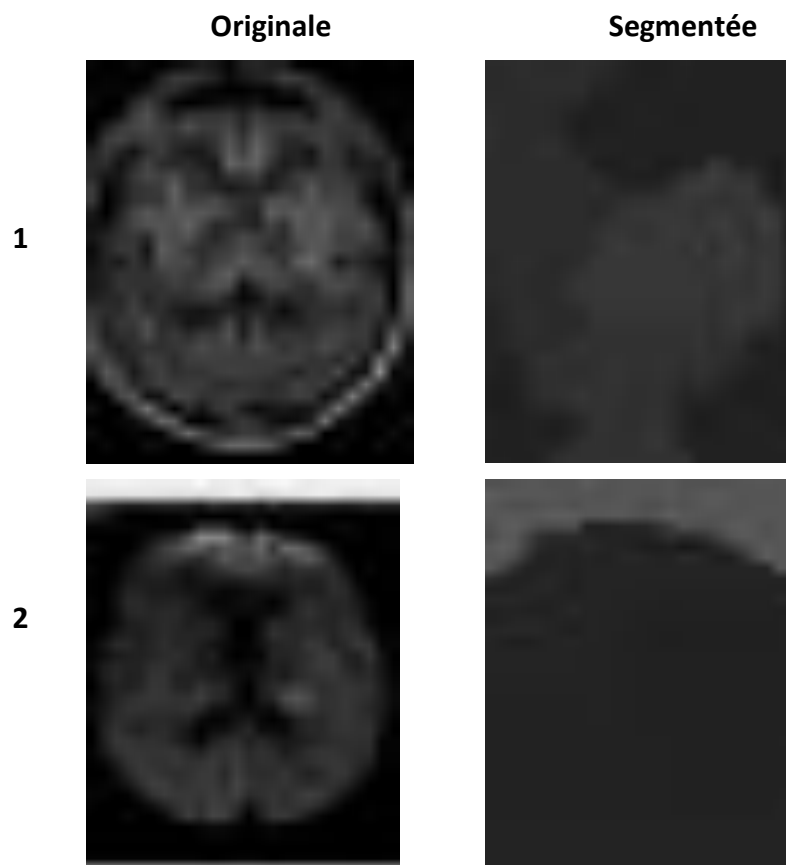
Tableau 3.1. Paramètres de Ncut par défaut.

SI	5
SX	6
r	1.5
sNcut	0.21
sArea	80

a)- Expérimentation 1

Pour cette expérimentation nous avons pris et nous avons gardé les valeurs des paramètres par défaut, comme indique sur le tableau (3.1).

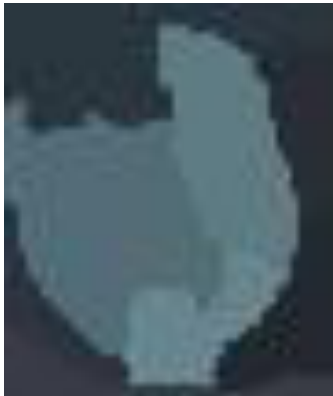
Les figures suivantes illustrent les images de test segmentées par la méthode Ncut implémentée dans le cas où (SI=5, SX=6, $r = 1.5$, sNcut =0.21, sArea =80).



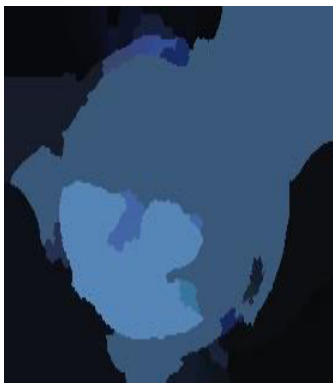
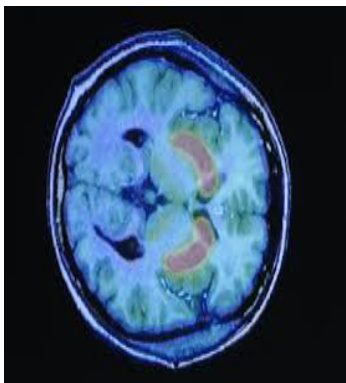
3



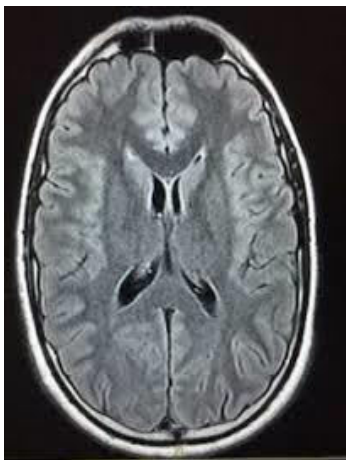
4



5



6



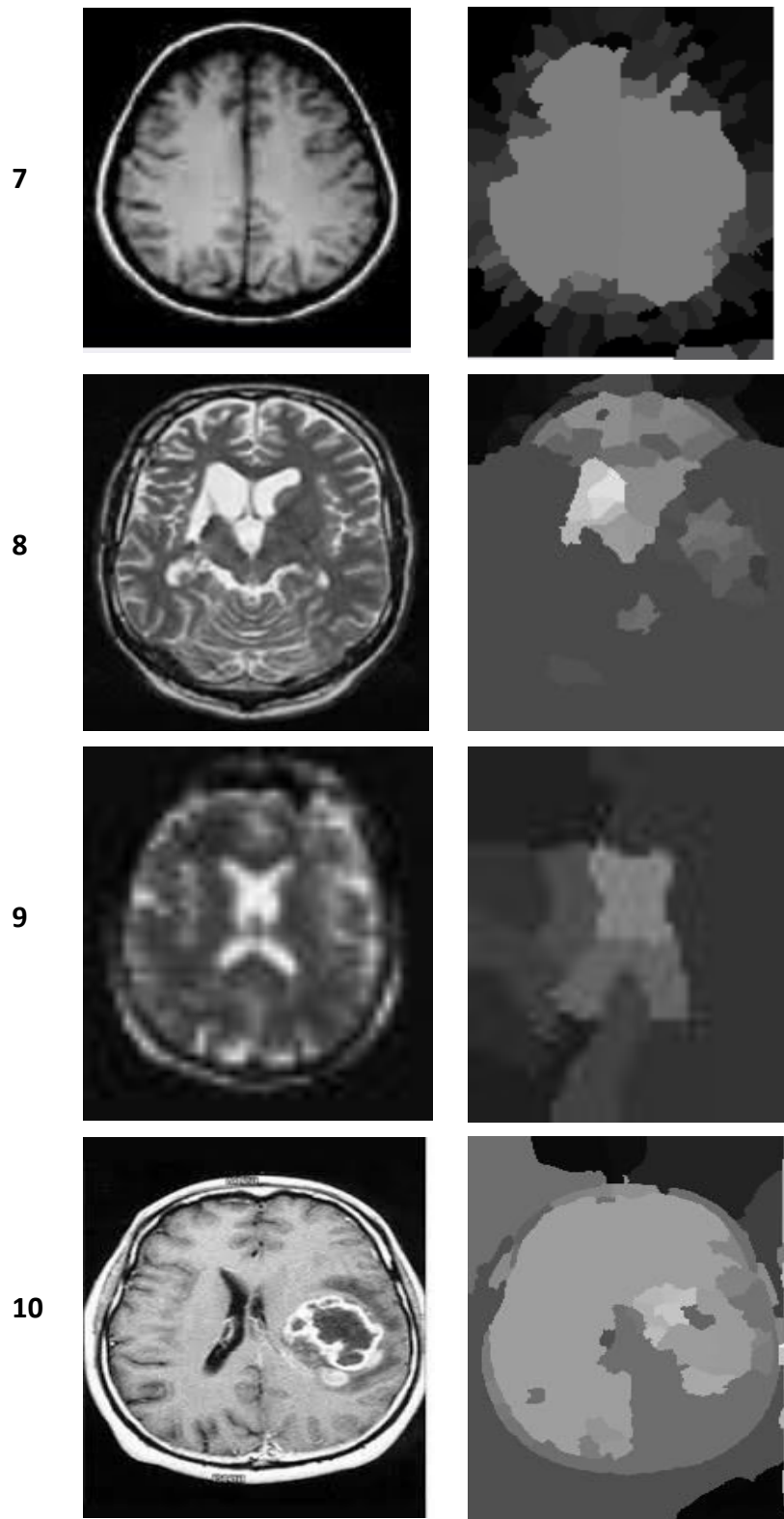


Figure .3.3. Résultats de la segmentation des images IRM avec Ncut (SI=5, SX=6, $r= 1.5$, $sNcut =0.21$, $sArea =80$)

Le tableau (3.2) ci-dessous, présente les résultats de l'application de la première expérimentation selon les critères (PSNR, IE).

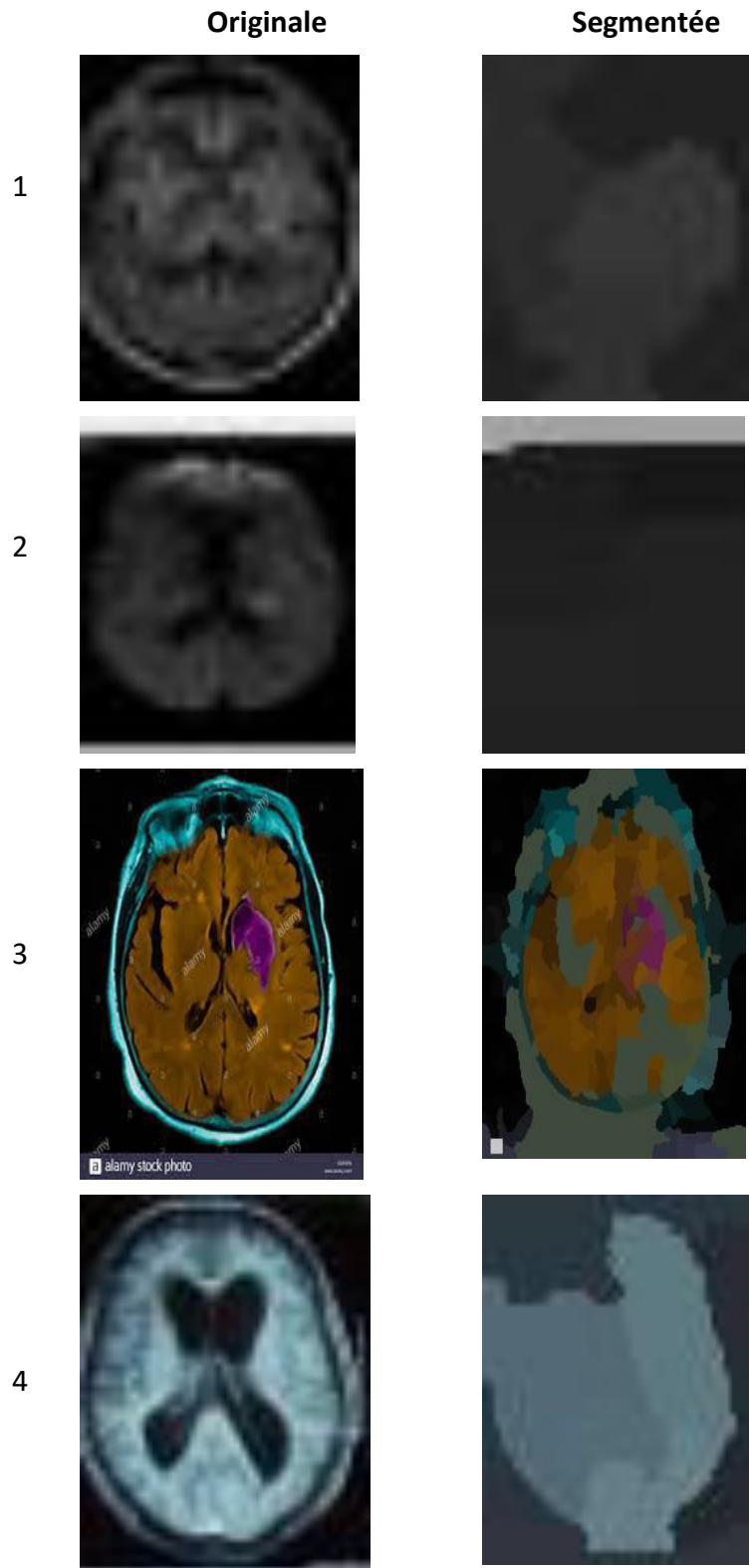
Tableau 3.2. Evaluation de l'application de Ncut
(SI=5, SX=6, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea =80)

Image	IE	PSNR
1	2.3743	24.4938
2	2.47824	18.5176
3	6.0232	22.4004
4	5.61243	19.9593
5	4.6508	20.9054
6	2.1905	17.3494
7	4.5677	19.0657
8	3.0929	18.6593
9	2.9879	19.8892
10	3.7919	15.8986
Moyenne	3,776987	19,71387

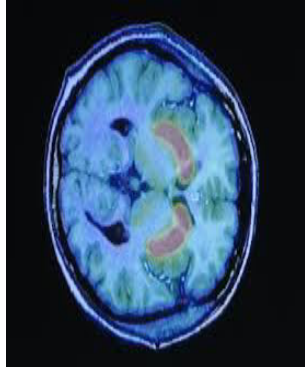
b)- Expérimentation 2

Pour cette expérimentation nous avons pris les valeurs par défaut des paramètres, sauf la similarité spatiale (SX =4). L'application de la méthode Ncut avec ces paramètres a donné un résultat différent de la première expérimentation. La figure (3.4) illustre les images segmentées par la méthode Ncut pour cette expérimentation.

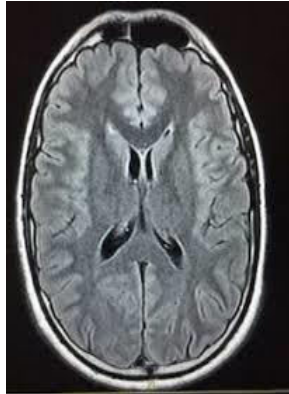
Le tableau (3.3) ci-dessous, présente les résultats de l'application de Ncut avec (SI=5, SX=4, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea =80) selon les critères (PSNR, IE).



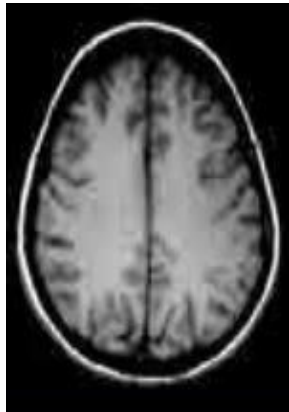
5



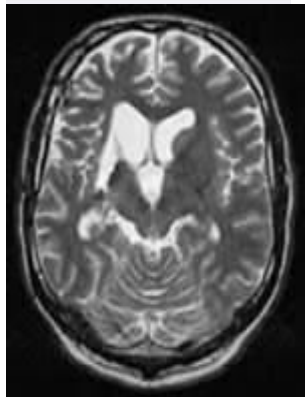
6



7



8



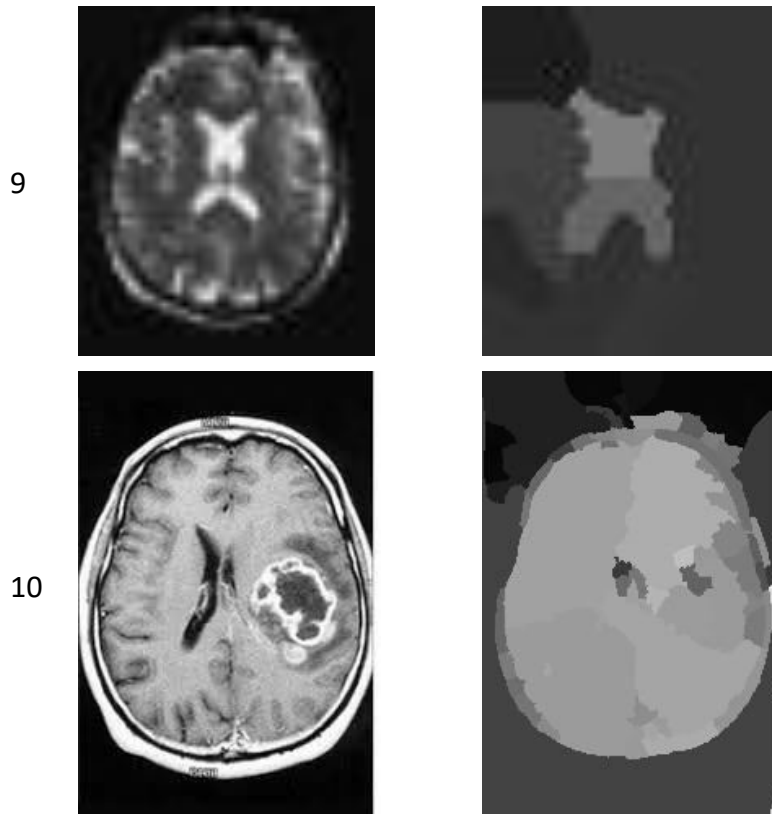


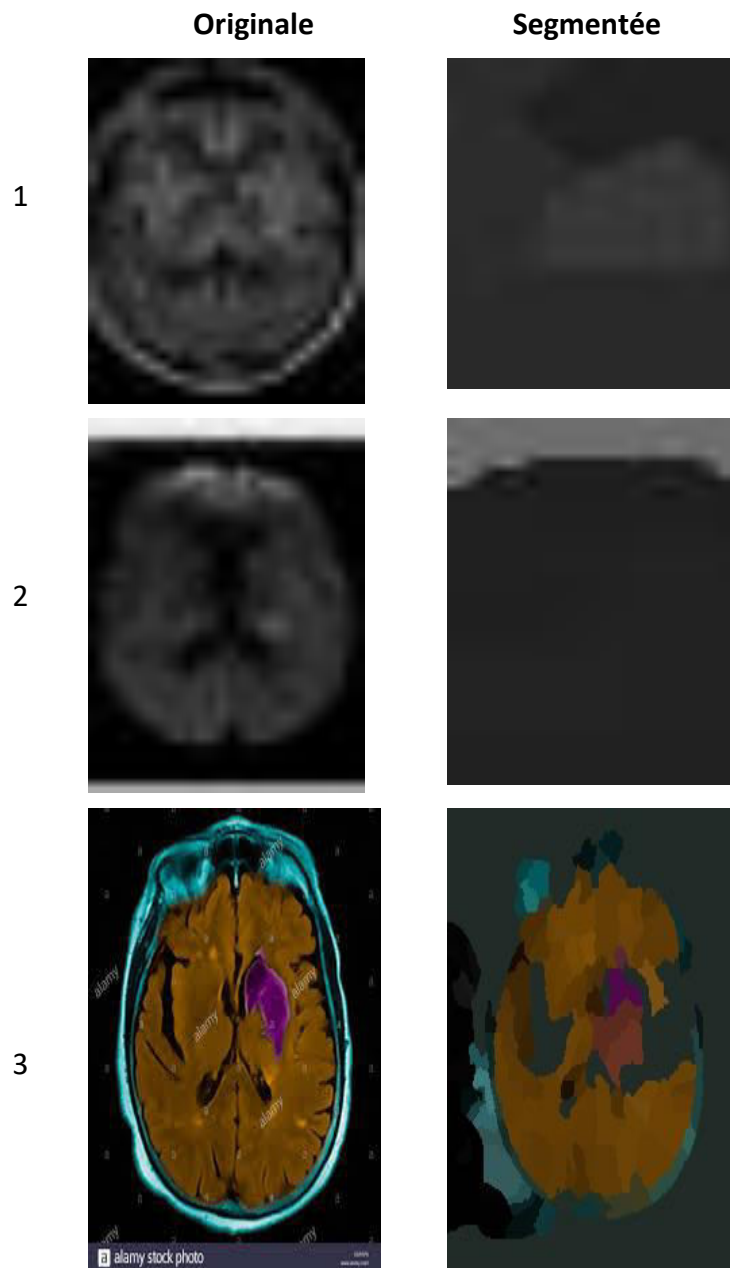
Figure 3.4. Résultats de segmentation des images cérébrales par Ncut (SI=5, SX=4, $r= 1.5$, sNcut =0.21, sArea =80).

Tableau 3.3. Evaluation de la segmentation Ncut (SI=5, SX=4, $r= 1.5$, sNcut =0.21, sArea =80)

Image	IE	PSNR
1	2.3853	24.5138
2	2.9373	20.4161
3	5.8381	22.0567
4	5.58156	19.7894
5	4.54742	22.4038
6	1.9277	17.3095
7	4.2143	18.7735
8	4.46429	18.9882
9	2.83717	19.7995
10	4.2867	16.92
Moyenne	3,901984	20,09705

c)- Expérimentation 3

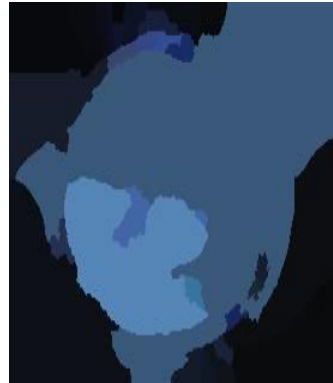
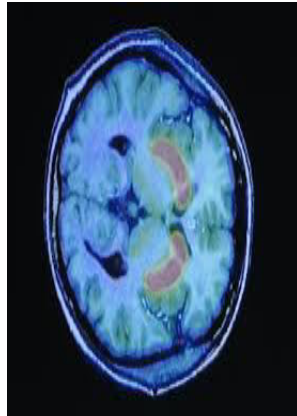
La troisième expérimentation consiste à appliquer la méthode Ncut avec comme paramètre ($SX = 8$), tout en gardant les valeurs par défaut des autres paramètres. La figure (3.5) illustre les images segmentées par la méthode Ncut avec ($SI=5$, $SX=8$, $r= 1.5$, $sNcut =0.21$, $sArea=80$). Le tableau (3.4) donne les valeurs des critères IE et PSNR pour cette expérimentation.



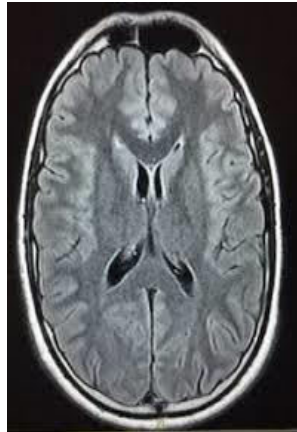
4



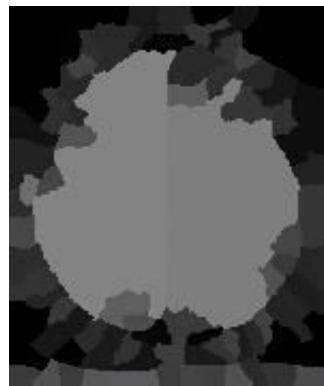
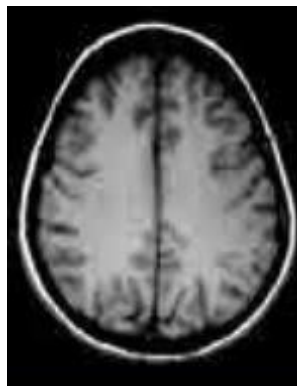
5



6



7



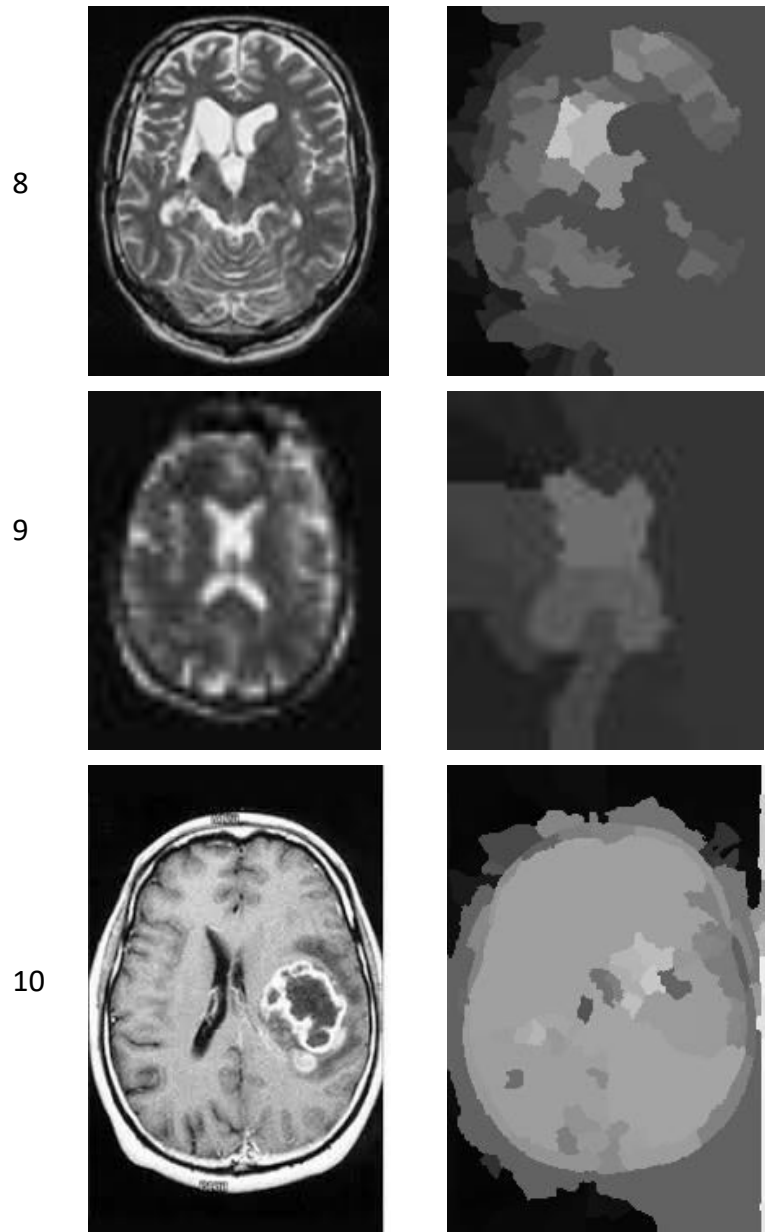


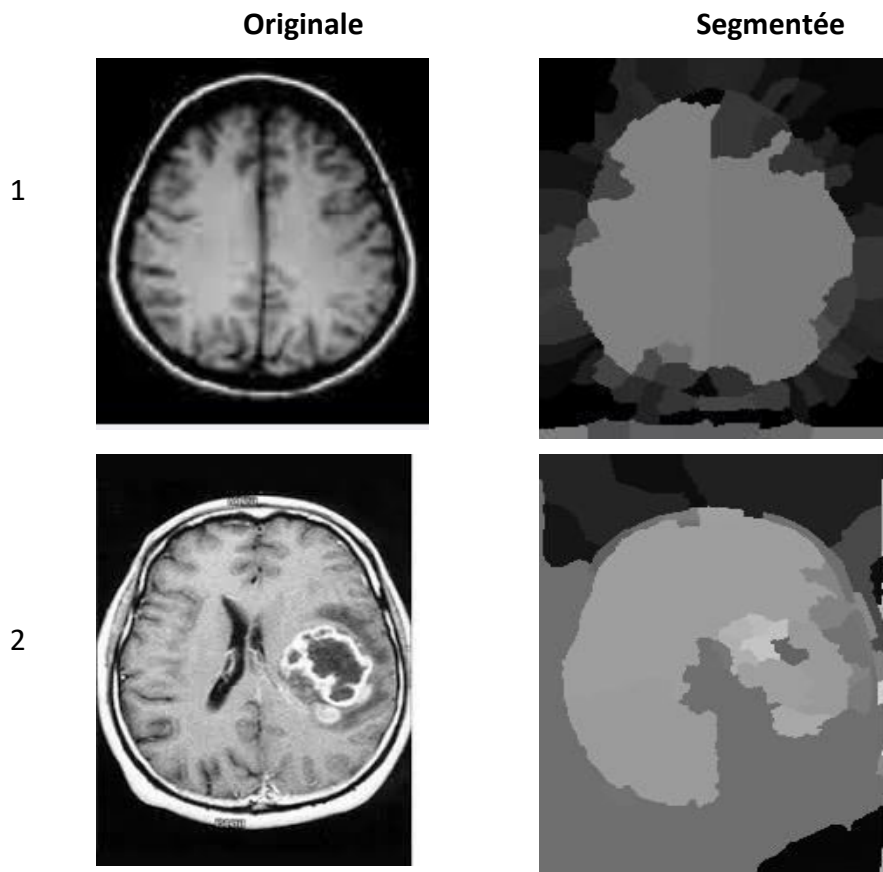
Figure .3.5. Résultats de segmentation des images IRM cérébrales par Ncut (SI=5, SX=8, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea=80).

Tableau 3.4. Evaluation de la segmentation par Ncut
(SI=5, SX=8, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea=80).

Image	PSNR	IE
1	24.4038	2.26765
2	18.983	2.63094
3	21.0022	5.1252
4	19.731	5.60077
5	20.9054	4.6508
6	17.9283	3.54828
7	18.541	4.5478
8	18.4719	4.06562
9	19.7067	3.3891
10	17.4987	4.8682
Moyenne	19,5851778	4,00484

d)- Expérimentation 4

Pour cette expérimentation nous avons changé la valeur du paramètre sArea à 100, tout en gardant les valeurs par défaut des autres paramètres. La figure (3.6) illustre les images segmentées par la méthode Ncut avec (SI=5, SX=6, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea=100). Le tableau (3.5) donne les valeurs des critères IE et PSNR pour cette expérimentation.



3

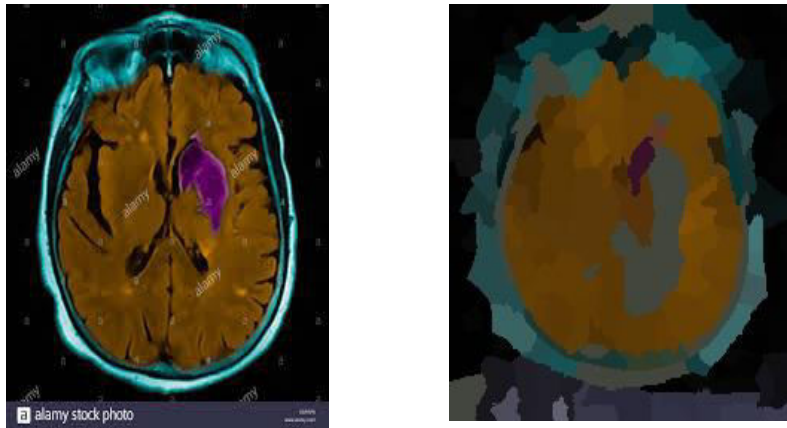


Figure .3.6. Résultats de segmentation des images IRM cérébrales par Ncut (SI=5, SX=8, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea=100).

Tableau 3.5. Evaluation de la segmentation par Ncut (SI=5, SX=8, r= 1.5, sNcut =0.21, sArea=100).

Image	IE	PSNR
1	4.5171	18.5074
2	3.6372	16.1457
3	6.0742	22.4143
Moyenne	4,74283333	19,0224667

Notons que d'autres tests ont été effectués et dont le résultat n'était pas satisfaisant.

c) Evaluation du temps d'exécution

Le tableau ci-dessous, présente le temps d'exécution consommé pour la segmentation de chaque image IRM par la méthode Ncut. Pour les différentes expérimentations.

Tableau 3.6. Temps d'exécution consommées pour la segmentation des images cérébrales dans les différentes expérimentations (en secondes « s »).

	Ncut (SX=6)	Ncut (SX=4)	Ncut (SX=8)	Ncut (sArea=100)
1	1.23178	0.813455	0.985065	37.9202
2	0.383839	0.53191	0.492628	106.06
3	30.1788	120.268	120.498	123.218
4	1.58212	1.03967	1.26348	/
5	109.438	103.803	/	/
6	131.128	126.201	139.343	/
7	38.8574	38.4244	39.0156	/
8	44.1082	51.1209	48.4442	/
9	1.01751	1.23208	1.11709	/
10	24.8407	114.692	107.756	/
Moyenne	38,276635	55,812642	50,990563	89,066067

3.3.3. Interprétation et discussion des résultats

A partir des tableaux et figures précédents, nous avons remarqué que la qualité de la segmentation obtenu par Ncut est médiocre pour les images un peu flou c'est le cas de la figure 1 et 2. Et un résultat similaire est obtenu pour l'image ou la luminance est élevée comme pour la figure 6. Ceci est confirmé par la valeur de l'entropie d'information des images 1, 2, 6 segmentées dans les différentes expérimentations où IE présente pour ses images les faibles valeurs par rapport aux autres. Leurs valeurs PSNR élevée relativement aux autres images confirme à son tour la mauvaise qualité de segmentation de ces images.

Nous avons remarqué également que pour le paramètre similarité de couleur (SI), les valeurs inférieures à 5 donne une segmentation de faible qualité par exemple pour le cas (SI=3, SX=6, $r=1.5$, $sNcut=0.21$, $sArea=80$), la segmentation de la figure 3, visiblement n'était pas claire et la valeur de l'entropie IE de l'image segmentée était à (2.20) par contre pour les autres expérimentations était de l'ordre de 5 à 6. Nous avons trouvé également que pour le cas où SI est supérieur à 5, l'algorithme ne converge pas donc, pas de résultat. Ceci nous permet de conclure que SI= 5 est la valeur la plus appropriée ceci est du à la nature même de l'image cérébrale où nous distinguons 4-5 couleur de tissus (matière blanche, matière grise, liquide céphalorachidien et la tumeur).

Il est de même pour le paramètre SX, en moyenne la valeur la plus appropriée est 6, ceci se justifie par la composition du cerveau et par conséquent L'IRM correspondante, donc 4 à 5 tissus plus les contours de la crâne. Dans le cas où les tissus nous sont pas visibles sur l'image (selon la modalité de l'image IRM) un SX =4 a donné un bon résultat, c'est le cas de l'image 8 qui a donné sa meilleure valeur d'entropie pour SX=4 (4.46).

Nous avons remarqué également que la taille de l'image est un autre facteur qui affecte la qualité et le coût (temps exécution) de la segmentation des IRM par Ncut.

Pour la taille minimale d'une partition exprimée par le paramètre (sArea) son augmentation augmente le nombre de partition, et cette variation augmentent considérablement le temps de la segmentation comme illustré sur le tableau (3.6).

3.4. Quelques interfaces de l'application

Dans ce travail nous avons développé une application destinée à la segmentation des images cérébrales en utilisant la méthode des coupes normalisées Ncut. La figure (3.6) présente la description générale de notre application.



Figure .3.7. Description générale de l'application : segmentation par Ncut.

L'interface principale de notre application est présentée par la figure (3.7). Elle est constituée d'un menu pour accéder à ses différentes fonctionnalités.

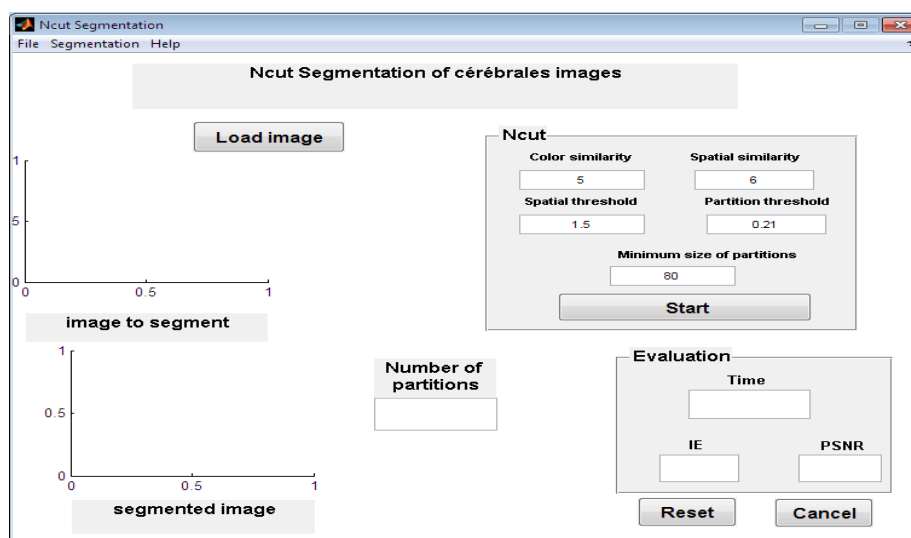


Figure .3.8. Interface principale de l'application

3.4.1. Différentes fonctionnalités de l'application

➤ Chargement de l'image

Il est possible de charger une image IRM grâce au bouton « Image Load» qui existe dans l'interface principale de l'application ou bien à partir du menu {File – Image Load }, ceci permet d'ouvrir une boîte de dialogue pour choisir un fichier image à partir d'un emplacement local.

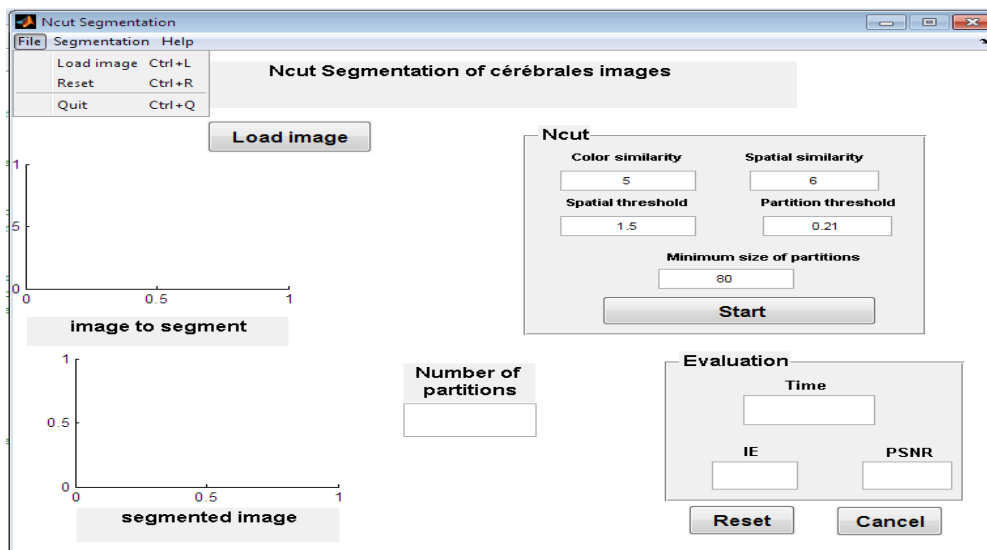


Figure .3.9. Chargement de l'image

- **Choix des paramètres et exécution** : Après la sélection et le chargement d'une image à segmenter. Avant de lancer l'exécution du programme de segmentation, il est possible de changer les paramètres de la méthode (Figure 3.9), puis le bouton « Start » est utilisé pour lancer la segmentation, une fois l'opération terminée l'image segmentée sera affichée sur la même fenêtre avec des résultats d'évaluation de la segmentation (voir Figure 3.10)

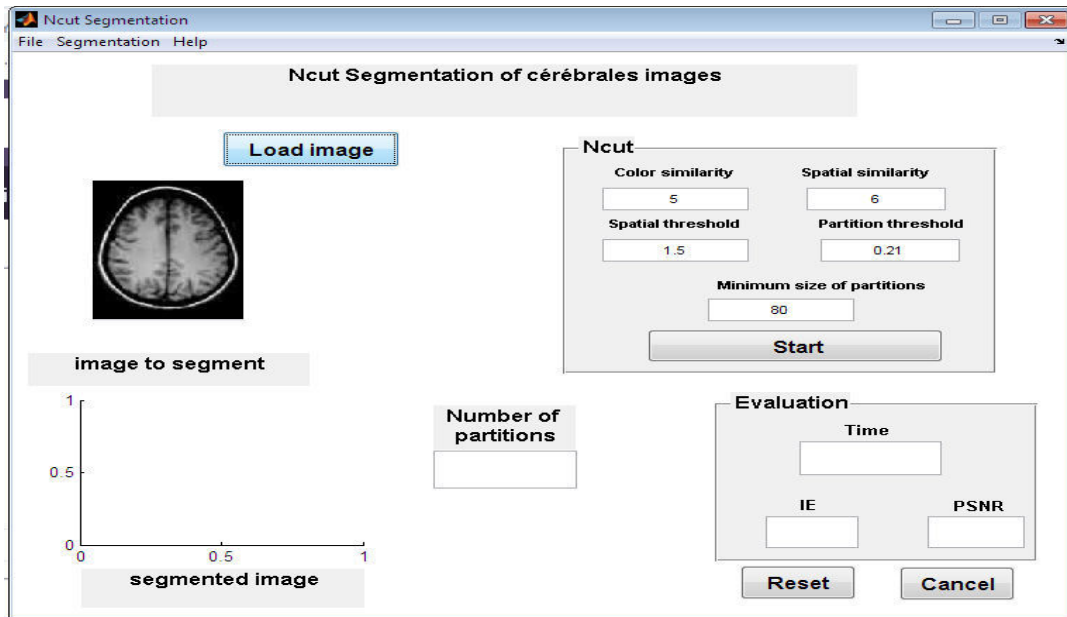


Figure .3.10. Segmentation d'une image IRM cérébrale par Ncut « Choix des paramètres ».

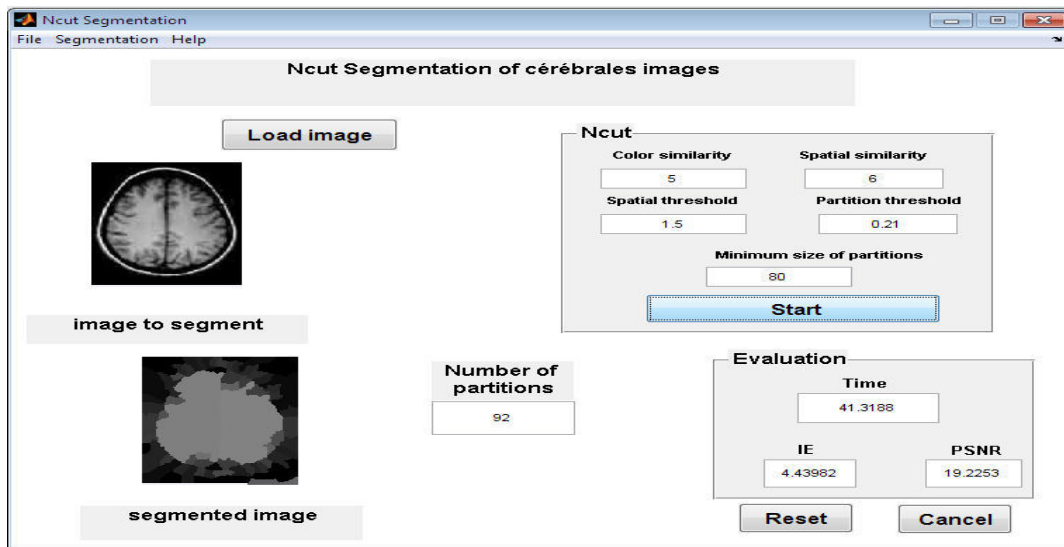


Figure .3.11. Résultat de la segmentation d'une image IRM cérébrale par Ncut.

3.6. Conclusion

Ce chapitre a été dédié à l'évaluation de la méthode de segmentation d'images IRM cérébrales qui est la méthode des coupes normalisée Ncut. Nous avons commencé par la construction d'une base d'images comportant une variété d'IRM. L'exécution de l'application développé sur cette base nous a permis d'obtenir des résultats différents selon les paramètres de cet algorithme. En effet, les résultats obtenus affirment, que l'utilisation de Ncut permet d'obtenir des résultats satisfaisants sur les IRM cérébrales avec un temps d'exécution raisonnable .dans le cas où l'image n'est pas affectée d'un bruit visible (trop sombre ou luminance élevée).

Après avoir fait plusieurs expérimentation nous avons trouvé que les paramètres qui donnent en général un bon résultat pour les IRM cérébrales sont somme suit : une similarité de couleur (SI =5), une similarité spatiale (SX= 6), (sArea = 80) et (sNcut = 0.21) et (r =1.5). Il a à noter que pour ces valeurs l'algorithme converge toujours. Le temps de calcul de segmentation des IRM avec Ncut est raisonnable néanmoins ce temps augmente significativement avec la résolution de l'image.

Conclusion générale et perspectives

Dans le traitement d'image, la segmentation est un domaine de recherche indispensable et très vaste qui a connu une grande révolution dans les dernières années, grâce à cette révolution, des nouvelles techniques ont permis de détecter les lésions, faciliter le diagnostic des pathologies, suivre les maladies et collaborer à l'interprétation des images médicales.

Le contenu de notre mémoire entre dans ce cadre. Ainsi, l'objectif visé était de proposer une technique de segmentation des images cérébrales de modalité IRM.

A cet effet nous avons effectué un état de l'art pour découvrir les concepts clés de ce domaine et répertorier les travaux relatifs à cette problématique. Après avoir identifié les techniques existantes avec leurs points forts et faibles, nous avons opté pour l'utilisation d'une des méthodes basées sur la théorie des graphes nommée : Les coupes normalisées ou « Normalized cuts ».

Sur la base de cette méthode nous avons développé notre application tout en intégrant une panoplie d'autres fonctionnalités telle que l'évaluation des résultats.

L'application a été testée sur une base d'images contenant une variété d'IRM cérébrales. Les résultats trouvés par l'algorithme Normalized-Cut sont clairs et satisfaisants, sur plusieurs dimensions en particulier le temps d'exécution qui a été raisonnable.

L'expérimentation nous a permis de conclure les paramètres les plus adéquats pour ce algorithme pour atteindre une bonne qualité de segmentation, plus spécifiquement la similarité couleur que l'évaluation a montré qu'il doit être à 5, et la similarité spatiale où la valeur 6 est la plus adéquate.

La performance de cet algorithme nous conduit à envisager de le tester sur une base d'IRM réelle avec une évaluation basée sur une vérité terrain. D'autre part le développement de cet algorithme ou sa combinaison avec d'autres approches de segmentation orientées contours s'avère très intéressante pour des futurs travaux. Il serait également intéressant de l'évaluer sur d'autres types d'images médicales réalisées par d'autres modalités d'imagerie médicale ou sur d'autres organes du corps humain.

Finalement, la méthode « Normalized Cuts » est un puissant outil d'optimisation combinatoire, qui trouve de très nombreuses applications en vision par ordinateur, dont il faut penser à son exploitation dans diverses problématiques.

Références bibliographiques

- (01) Hamza CHEKKAF et Ibrahim TOUIL, (2012), « *Segmentation des masses dans les images mammographiques* ».
- (02) LAMRI LAOUAMER, (2006), « *APPROCHE EXPLORATOIRE SUR LA CLASSIFICATION APPLIQUÉE AUX IMAGES* ».
- (03) Melle MEDJAOUI Amina et Mme FARES Fadia, (2012), « *Segmentation des Images par Contours Actifs : Application sur les Images Satellitaires à Haute Résolutions* ».
- (04) ZAHRA YAHIAOUI, (2013), « *Etude et implémentation de l'algorithme c moyenne floue et ses variantes* ».
- (05) Jérémy Lecoœur, (2010), « *Segmentation d'IRM cérébrales multidimensionnelles par coupe de graphe. Computer Science* », Université Rennes 1.
- (06) Capelle-Laizé et Anne-Sophie, (2003), « *Segmentation des images IRM multi-échocs tridimensionnelles pour la détection des tumeurs cérébrales par la théorie de l'évidence* », Interface homme-machine [cs.HC]. Université de Poitiers.
- (07) MEZIANE Abdelfettah, (2011), « *étude et comparaison des méthodes de segmentation d'images cérébrales* », mémoire magister, université abou-bakr belkai-Tlemcen.
- (08) Mostefa Ben Naceur, (2018), « *Apprentissage en profondeur d'un réseau de neurones pour la segmentation et la classification en Imagerie Médicale* ».
- (09) Benoît Scherrern, (2008), « *Segmentation des tissus et structures sur les IRM cérébrales: agents markoviens locaux coopératifs et formulation bayésienne* », Modélisation et simulation. Institut National Polytechnique de Grenoble – INPG.
- (10) Jérémy Lecoœur et Christian Barillot, (2007), « *Segmentation d'images cérébrales : État de l'art* », [Rapport de recherche], pp.48. ffinria-00175188v1f.
- (11) S. Horowitz et T. Pavlidis, (1976), « *Picture segmentation by a tree traversal algorithm* », *Journal of The Association for Computing Machinery*,

Références bibliographiques

23(3):368—388.

- (12) S. A. Hojjatoleslami and F. Kruggel, 2001, «*Segmentation of Large Brain Lesions*», IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, VOL. 20, NO. 7, JULY 2001.
- (13) Jean-Loïc ROSE, (2008), « *Croissance de région variationnelle et contraintes géométriques tridimensionnelles pour la segmentation d'image* » thèse doctorat INS de Lyon.
- (14) M. Yan et J. Karp, (1994), « *Segmentation of 3D brain MR using an adaptive K-means clustering algorithm* ». Dans Nuclear Science Symposium and Medical Imaging Conference.
- (15) J. Canny, (1983), «*Finding edges and lines in images* », Rapport de Recherche, MIT.
- (16) J. Talairach et P. Tournoux, (1988), «*Co-planar Stereotaxic Atlas of the Human Brain*», Georg ThiemeVerlag.
- (17) B. M. Dawant,* Member, IEEE, S. L. Hartmann, Student Member, IEEE, J.-P. Thirion, F. Maes, D. Vandermeulen, and P. Demaerel,1999, «*Automatic 3-D Segmentation of Internal Structures of the Head in MR Images Using a Combination of Similarity and Free-Form Transformations: Part I, Methodology and Validation on Normal Subjects*»,IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, VOL. 18, NO. 10, OCTOBER 1999
- (18) F. Ségonne, A. Dale, E. Busa, M. Glessner, D. Salat, H. Hahn et B. Fischl ,(2004), « *A hybrid approach to the skull stripping problem in MRI*», *Neuroimage*, 22(3): 1060— 1075.
- (19) Meritxell Bach Cuadra*, Student Member, IEEE, Claudio Pollo, Anton Bardera, Olivier Cuisenaire, Member, IEEE, Jean-Guy Villemure, and Jean-Philippe Thiran, Senior Member, IEEE, 2004, «*Atlas-Based Segmentation of Pathological MR Brain Images Using a Model of Lesion Growth*»,IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING, VOL. 23, NO. 10, OCTOBER 2004
- (20) Romuald Perrot, (2006), «*La théorie des graphes*», consulté sur : <https://rperrot.developpez.com/article/algo/theorie/graphes/>
- (21) DERKAOUI Malika et CHARI Zeyneb,(2017), « *SEGMENTATION DES IMAGES CEREBRALES PAR LA METHODE GRAPH-CUT* ».

Références bibliographiques

- (22) Mickaël Péchaud, (2007), « *Introduction aux Graph Cuts en Vision par Ordinateur* ».
- (23) Jean-philippe Thiram, Vincent Warscotte, Benoit Macq, 1997, « *A queue-based region growing algorithm for accurate segmentation of multi-dimensional digital images* », *Signal processing* 60 (1997) 1-10.
- (24) Sébastien CHABRIER, (1997), « Evaluation de résultats de segmentation d'images ».

Sites internet consultés

- (Net01) https://fr.wikipedia.org/wiki/Image_numérique (consulté le 02/05/2019)
- (Net02) https://fr.wikipedia.org/wiki/Image_vectorielle(consulté le 02/05/2019)
- (Net03) http://edutechwiki.unige.ch/fr/Image_matricielle(consulté le 02/05/2019)
- (Net04) <https://www.baches-publicitaires.com/blog/actualites/vectorisation-cest/>(consulté le 02/05/2019)
- (Net05) https://fr.wikipedia.org/wiki/Imagerie_cérébrale(consulté le 03/05/2019)

Résumé

Dans nos jours, le domaine de traitement d'image a connu d'éventuelles motivations qui touchent l'étude et la détection des tumeurs et lésions dans les images médicales. Dans ce contexte, nous avons abordé une approche indispensable dans le traitement d'image qui est la segmentation des images cérébrales. Nous nous sommes intéressés dans ce travail à l'une des approches de la segmentation basée sur la théorie des graphes qui considère l'image à segmenter comme un graphe. Notre approche proposée est la segmentation par la normalisation des coupes «Normalized cut ». Elle est visée à segmenter les images cérébrales acquises par la modalité d'imagerie médicale « Imagerie par Résonance Magnétique IRM », le but recherché de ce travail est de localiser et détecter les zones d'intérêt et les structures tumorales dans les images cérébrales, Les résultats obtenus sont très satisfaisants et montrent une bonne détection des tumeurs cérébrales.

Mots –Clés : Tumeur -IRM-segmentation- Normalized cut.

Abstract

In the present day, the image processing domain has known possible motivations that affect the study and the detection of tumors and lesions in medical images, In this context, we have approached an indispensable approach in image processing which is the segmentation of medical images. We are interested in one of the approaches of segmentation based on graph theory which considers the image to be segmented as a graph. Our proposed approach is the segmentation by "Normalized-cut" graph. It is aimed at segmenting the brain images acquired by the medical imaging modality "Magnetic Resonance Imaging MRI". The aim of this work is to locate and detect areas of interest and tumor structures in brain images. The results obtained are very satisfactory and show good detection of brain tumors.

Keywords: tumor- MRI- segmentation- Normalized-cut.

ملخص:

في يومنا الحالي مجال معالجة الصور يعرف العديد من التطورات المحتملة التي تمس دراسة واكتشاف الأورام والآفات الخبيثة في الصور الطبية. في هذا المحتوى، سنتطع إلى دراسة طريقة ضرورية في معالجة الصور والتي تسمى تقسيم الصور الطبية. سوف نهتم في هذا المبحث بإحدى طرق التجزئة المبنية على نظرية المنحنيات التي تعتبر فيها الصورة مجزأة كرسوم بيانية. نظريتنا المقترحة هي تجزئة عن طريق توحيد أقسام "قطع طبيعية" وهي تجزئة صور الدماغ التي "التصوير بالرنين المغناطيسي"، والغرض من هذا العمل هو تحديد واكتشاف مجالات الاهتمام وهيكل الورم في الصور الدماغية، والنتائج التي تم الحصول عليها هي مرضية للغاية وتظهر جودة الكشف عن أورام المخ.

الكلمات الرئيسية : تقنية الرنين المغناطيسي- التقسيم- قطع طبيعية - .